

**МИНИСТЕРСТВО ОБРАЗОВАНИЯ И НАУКИ
ДОНЕЦКОЙ НАРОДНОЙ РЕСПУБЛИКИ**



ИНФОРМАТИКА И КИБЕРНЕТИКА

2(8)

Донецк – 2017

УДК 004.3+004.9+004.2+51.7+519.6+519.7

**ИНФОРМАТИКА И КИБЕРНЕТИКА, № 2(8), – Донецк: ДонНТУ,
2017.**

Представлены материалы по вопросам приоритетных направлений научно-технического обеспечения в области информатики, кибернетики и вычислительной техники.

Материалы предназначены для специалистов народного хозяйства, ученых, преподавателей, аспирантов и студентов высших учебных заведений.

Редакционная коллегия

Главный редактор: Павлыш В.Н., д.т.н., проф.

Зам. глав. ред.: Андрюхин А.И., к.т.н., с.н.с.

Ответственный секретарь: Завадская Т.В., к.т.н., доц.

Члены редакционной коллегии: Аверин Г.В., д.т.н., проф. Аноприенко А.Я., к.т.н., проф. Григорьев А.В., к.т.н., доц., Грунский И.С., к.т.н., проф., Зинченко Ю.Е., к.т.н., доц., Звягинцева А.В., к.т.н., доц., Миненко А.С., д.т.н., проф., Скобцов Ю.А., д.т.н., проф., Шелепов В.Ю., д.т.н., проф., Карабчевский В.В., к.т.н., доц., Федяев О.И., к.т.н., доц.

Рекомендовано к печати ученым советом ГВУЗ «Донецкий национальный технический университет» Министерства образования и науки ДНР. Протокол №. 5 от 02.06.2017.

Журнал зарегистрирован в Министерстве образования и науки ДНР № 307 от 06.08.2015

Контактный адрес редакции

ДонНТУ, ул. Артема, 58, Донецк, 83001

Тел.: +380 (62) 301-08-56. Эл.почта: infcyb.donntu@yandex.ru

Интернет: <http://infcyb.donntu.org>

© Донецкий национальный технический университет
Министерство образования и науки ДНР, 2017

СОДЕРЖАНИЕ

Компьютерное исследование и прогноз квазипериодических рядов Андрюхин А.И., Марченко В.С.....	4
Исследование UDP-трафика в среде Matlab Wavelet Toolbox Бельков Д.В., Едемская Е.Н.....	27
Анализ устойчивости систем нелинейных дифференциальных уравнений на основе линеаризации и мультипликативных преобразований разностных схем Буланов С.Г., Илюхин А.А.....	35
Анализ экономических рисков горного предприятия методом структурированного количественного анализа Ванжа Т. В., Орлов Ю. К.....	43
Построение моделей состояния социальных объектов на основе анализа индикативных событий Звягинцева А.В.....	50
Математическое моделирование процесса холодной прокатки в условиях нестационарности и стохастичности технологических параметров Кожевников А.В., Кожевникова И.А., Болобанова Н.Л.....	58
Разработка алгоритма распознавания сложных накладывающихся геометрических объектов Минков О.В., Ручкин К.А.....	65
О возможностях алгоритма DTW при распознавании речевых сигналов Ниценко А.В., Шелепов В.Ю.....	73
Компьютерное моделирование процесса вытяжки детали типа «стакан» из плоской заготовки Румянцев В.В., Цветкова Е.В.....	83
Анализ данных для компьютеризированной системы прогнозирования уровня преступности Сложеницын А.В., Землянская С.Ю.....	90
Математическое моделирование поля скоростей частиц сыпучего материала при перемешивании в ограниченном пространстве Тарабаева И.В.....	97
Нейросетевые модели многоагентной системы прогнозирования остаточных знаний студентов Федяев О.И.....	104
Математическое моделирование теплового состояния футеровки печи в условиях вынужденного простоя в среде LabVIEW Харитонов А.Ю., Бирюков А.Б., Пересекин А.В., Барков С.П.....	114
Об идеалах полуколец непрерывных неотрицательных функций с max-сложением Широков Д.В.....	120
Content.....	126

УДК 004.0- 621.3

Компьютерное исследование и прогноз квазипериодических рядов

А.И. Андрияхин, В.С.Марченко

Донецкий национальный технический университет, г. Донецк,
alexandruckin@ramber.ru

Андрияхин А.И., В.А.Марченко. Компьютерное исследование и прогноз квазипериодических рядов. В работе выполнен обзор методов и алгоритмов исследования, получения характеристик и прогноза квазипериодических временных последовательностей. Построена программная система исследования, определения свойств и прогноза квазипериодических рядов(КСИКР). Wolfram Mathematica является базой для построения КСИКР. Основное внимание уделено программной реализации таких моделей и методов исследования квазипериодических рядов, как скрытые цепи Маркова и вейвлетные преобразования. Выполнен анализ известного факта, что сумма периодических функций может не быть периодической функцией. Представлены примеры расчетов и основная структура КСИКР.

Ключевые слова: квазипериодические ряды, прогноз, скрытые цепи Маркова, вейвлет, Wolfram Mathematica.

Введение

Квазипериодические временные ряды представляют собой совокупность наблюдений, сделанных последовательно во времени. Природа этих наблюдений может быть очень разнообразной. С другой стороны, времена, в которые были сделаны наблюдения, могут быть регулярно или нерегулярно разнесены и более того, время может быть непрерывным или дискретным.

В первую очередь в работе мы фокусируемся на описании методов обработки числовых квазипериодических временных рядов, наблюдаемых через равные промежутки времени.

В настоящее время существует множество программных систем, в которых реализованы современные методы исследования и прогноза квазипериодических временных рядов и последние представляют большой интерес для многих сфер современного общества, как бизнес, наука и т.п.

В статье описывается попытка объединения современных возможностей доступа к данным различного типа с помощью Интернета и богатством уже существующих программных разработок в математических пакетах, в частности Wolfram Mathematica. Также в работе построены собственные модели прогноза квазипериодических последовательностей.

В работе рассматриваются возможности компьютерного исследования и прогноза квазипериодических временных рядов в следующих направлениях:

а) исследование и прогноз квазипериодических временных рядов на базе параметрических моделей;

б) использование цепей Маркова для исследования и прогноза квазипериодических временных рядов;

в) применение вейвлет-преобразований для исследования и прогноза квазипериодических временных рядов

Практической задачей в работе являлось построение программной оболочки компьютерной системы исследования квазипериодических рядов (КСИКР) на базе системы Wolfram Mathematica.

Эта оболочка должна обеспечить ввод исходных данных и программную реализацию первых трех пунктов для комфортного применения многочисленных наработок в этой области.

Актуальность.

Для подтверждения актуальности работы приведем несколько примеров временных данных из современных исследуемых областей, которые носят квазипериодический характер[1-12].

Финансовые данные. Финансы - это область, в которой временные ряды естественно возникают из эволюции индексов и цен. Мы приведем два основных примера: эволюцию известного фондового индекса Standard & Poor's и его объем биржевых операций.. На рисунке 1 показан логарифм дохода ежедневного фондового индекса S & P500 за период с января 1950 года по январь 2014 года. Обратите внимание, что этот показатель со временем растет, но есть некоторые периоды спада, которые обычно обозначаются как рынки с тенденцией к понижению.

Для изучения этих индексов обычно приходится рассматривать логарифмический доход, который определяется как $r_t = \log P_t / P_{t-1} = \log P_t - \log P_{t-1}$, где P_t обозначает цену или значение индекса в момент времени t .

Этот показатель представлен на рис.1. Укажем на большое падение доходностей, произошедшем в октябре 1987 года, и резкие

изменения в течение 2009 года.

Экономические данные. На рис. 2 показана ежемесячная занятость в США в сфере искусства, развлечений и отдыха за период с января 1990 года по декабрь 2012 года, измеренная в тысячах человек.

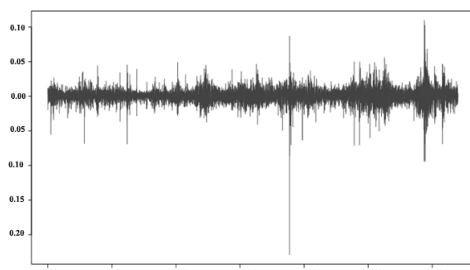


Рисунок 1. – Логарифмический доход фондового индекса Standard & Poor's с 1950 по 2014[1].

Согласно ему легко определяются сезонная картина и верхний тренд.

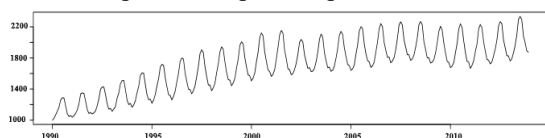


Рисунок 2. – Ежемесячная занятость (в тыс.) в США в сфере искусства, развлечений и отдыха за период с января 1990 года по декабрь 2012 года[7]

Гелио-физические данные. На рис.3 представлен квазипериодический ряд ежемесячного графика чисел Вольфа с 1906 по 2016 согласно [7].

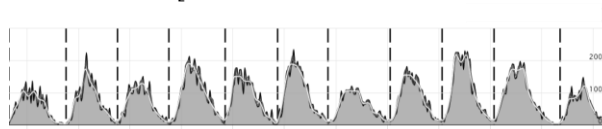


Рисунок 3. – Ежемесячный график чисел Вольфа с 1906 по 2016

Транспортные данные. На рисунке 4 показано количество ежемесячных авиапассажирских перевозок за период с января 2004 года по декабрь 2013 года Соединенных Штатах Америки.

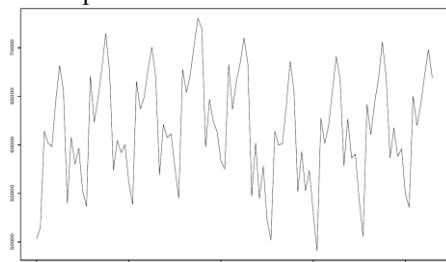


Рисунок 4. –Объем ежемесячных авиапассажирских перевозок в США с января 2004 года по декабрь 2013[1]

Опять подчеркиваем сезонное поведение этой серии, полученное вследствие зимнего и летнего сезонов.

Также очевидно, что произошло падение в 2009 году, выявив вероятный эффект финансового кризиса этого года.

Социологические данные. На рис.5 представлены результаты серии ежемесячных обследований намерений в отношении голосования в Соединенном Королевстве за период с июня 1984 года по март 2012 года.

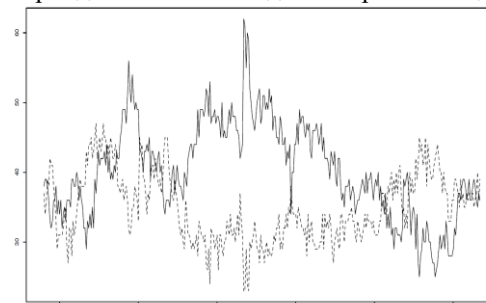


Рисунок 5. –Данные по намерениям голосования за лейбористов и консерваторов с июня 1984 года по март 2012 года[1].

Здесь показаны намерения голосовать за консервативную партию и лейбористскую партию. Толстая линия указывает на намерение голосовать за лейбористскую партию, а пунктирная линия соответствует намерениям голосования за консервативную партию.

Эти две политические партии исторически концентрируют большой процент голосов и мы наблюдаем зеркальный эффект в поведении этих двух линий на рисунке..

Кроме того, за период с 1993 по 2005 год существует большой разрыв между намерениями обеих сторон по голосованию. В течение этого периода лейбористская партия показывает более высокий уровень намерений по поддержке, нежели чем консервативная

Аналогичные квазипериодические ряды можно привести для таких областей, как:

- 1)загрязнения окружающей среды;
- 2)гидрологические показатели;
- 3)биомедицинские данные;
- 4)климатологические характеристики;
- 5)данные в области энергетики и др[2-12].

Следовательно, исследование квазипериодических рядов теснейшим образом связано с наблюдаемыми в реальности процессами в различных проблемных областях.

К ним мы относим, как уже указано, социальные и политические процессы с их бурными преобразованиями, как кризисы и революции, экономические и финансовые процессы, природные явления и т.п.

Для формализации моделей этих процессов приведем некоторые системные и математические соображения.

Рассмотрим динамические системы, порожденные дифференциальными уравнениями

$$Dx/dt = F(x)$$

или соответствующее разностное уравнение

$$x(t+1) - x(t) = f(x(t)), \quad x \in \mathbb{R}^n.$$

Для этих уравнений для любой постоянной $s > 0$ имеет место следующее очевидное свойство решений

$$X(t+s, s, x_0) = x(t, 0, x_0)$$

Это свойство справедливо и в случае более общих описаний динамических систем (с точки зрения их фазовых пространств или нелинейных операторов, действующих в этих пространствах).

Из последнего уравнения следует, что отрезок траектории $x(t, x_0)$, выходящий из точки x_0 в момент времени $t = 0$, совпадает с отрезком траектории, исходящим из точки x_0 в момент времени $t = \tau$.

Из этого следует, что в тех же условиях физические экспериментальные данные повторяются, и поэтому мы можем теоретически прогнозировать некоторые процессы и управлять ими. Однако из-за возникновения неустойчивостей (которые в последние годы интенсивно рассматривались в [1]) упомянутое выше совпадение часто возможно в достаточно малых временных интервалах $(0, \tau)$ и $(s, s + \tau)$ только.

Мы описываем некоторые подходы к прогнозу и контролю, которые обусловлены общими законами неустойчивостей, возникающих в динамических системах.

Эти подходы, разработанные в рамках «экспериментальной математики», основаны на том, что мы не пытаемся строить, идентифицировать и анализировать приближенные модели довольно сложных реальных динамических объектов, а собирать определенный экспериментальный материал, связанный с реальными моделями, а затем использование его для прогнозирования и построения контроля.

Возникновение неустойчивостей подчиняется некоторым общим закономерностям, учет которых приводит к некоторым общим принципам теории прогнозирования и управления при исследовании квазипериодических временных последовательностей, которые являются объектом изучения в работе.

Сейчас ясно, почему нельзя составить прогноз погоды более чем на две недели по квазистационарному ряду наблюдений за ней?

В 50-60-е годы прошлого века прогресс в области механики сплошных сред и вычислительной математики позволил генерировать более точные математические модели атмосферных изменений, строить более эффективные алгоритмы для решения дифференциальных уравнений этих моделей и реализовывать эти алгоритмы с помощью более быстродействующих компьютеров. Благодаря этому прорыву получило широкое распространение мнение, что, сделав некоторые дополнительные усилия в этих направлениях, мы можем сделать прогноз погоды на многие недели, месяцы и даже годы.

Однако впоследствии выяснилось, что длительный прогноз погоды в принципе невозможен. Этот факт был теоретически установлен в работах Э. Лоренца и его последователей, которые обнаружили неустойчивость математических моделей атмосферы. Эта неустойчивость следует из-за сильной чувствительности решений дифференциальных уравнений, описывающих атмосферные процессы в зависимости от исходных данных.

Понимание этого факта привело к экспериментальным наблюдениям в рамках нового направления, в так называемой «экспериментальной математике».

В Европе накоплен большой материал метеорологических наблюдений. Такие наблюдения проводились регулярно в течение многих десятилетий. Рассмотрим наблюдения, например, 31 мая 2014 года в определенном регионе Европы. Затем мы выбираем определенный год (например, 27: такой, что 31 мая 1927: в этом районе наблюдались примерно одинаковые метеорологические параметры (температура, давление, влажность воздуха, сила и направление ветра, облачность и т. д.).

Эти параметры используются в качестве начальных (и граничных) условий для решений дифференциальных уравнений атмосферной модели, которые описывают законы механики сплошных сред. Последние всегда справедливы для любого года. В то время как в разные годы решения этих уравнений однозначно определяются начальными данными, так как уравнения и исходные данные 30 июня 2014 г. и 30 июня 1927 совпадают, мы считаем, что решения, описывающие изменение метеорологических данных (такие как температура, давление, влажность воздуха и т. д.) должны быть одинаковы. Следовательно, для каждого из дней из выбранного интервала времени параметры, которые наблюдались в течение месяца к примеру должны совпадать с

достаточной точностью. Поэтому казалось бы, что погодные условия 1 июня 2014 г., например, и 1 июня 1927: должны быть очень близкими друг к другу. Однако эксперименты показывают, что такое совпадение возможно только на временных интервалах, не превышающих двух недель.

В то же время совпадение погодных условий на неделю может быть довольно близким и в метеорологии этот факт чаще всего используется для краткосрочного прогноза. Но результаты наблюдений во временных интервалах, превышающих две недели, сильно расходятся.

Это обусловлено тем, что небольшая дивергенция исходных данных в начальные моменты наблюдений приводит к большому расхождению наблюдаемых параметров уже через две недели. Таким образом, даже если математическая модель атмосферы достаточно правильна, и компьютерная техника обеспечивает высокую скорость расчетов, единственным результатом является то, что правильный прогноз погоды на две недели невозможен.

По этой причине в Японии отказались сделать прогноз погоды более чем на десять дней.

Рассмотрим прогноз поведения рынка как аналога прогноза погоды.

Можно утверждать, что в то время как физические законы и соответствующие уравнения конвекции справедливы для любого временного интервала, подобные законы рынка зависят от политики, финансовых обстоятельств и стремления участников рынка. Все они одинаковы только на коротком временном интервале $[t_0, T]$ (дни или часы). Ясно, что изменение переменных величин рынка $x_k(t)$ подчиняется законам рынка.

Количество таких величин (используя сравнение с погодой) должно быть около десяти ($k = 1, \dots, 10$). В случае рынка изменение начальных (и граничных) условий, подобных тем, которые используются для прогноза погоды, происходит в силу смены переменных на определенном «начальном» временном интервале $[t_0, t_1]$ (t_1 намного меньше, чем T .) Это позволяет сделать некоторый аналог «начальной функции» для дифференциальных уравнений с запаздыванием.

Гипотезы. Существуют такие классы рынков, что «хорошее» совпадение всех наблюдаемых переменных характеристик рынка $x_k(t)$ ($k = 1, \dots, N$) на отрезках $[t_0, t_1]$ и $[t_0 + \tau, t_1 + T]$ ($t_1 + \tau < T$) следует их «хорошее» совпадение на определенных отрезках $[t_1, t_1 + dt]$ и $[t_1 + \tau, t_1 + \tau + dt]$, в которых $t_1 + \tau + dt < T$. «Хорошее» означает некоторое предварительное «сглаживание» или усреднение величин $x_k(t)$, что аналогично, например, тому, как мы учитываем некоторую

«среднюю» скорость ветра, сглаживая его или ослабляя на малых временных интервалах.

Таким образом, мы можем, по-видимому, прогнозировать поведение определенных рынков на малых временных интервалах, или погоды, используя аналогичные параметры (характеристические переменные) предыдущих наблюдений. Разумеется, эта гипотеза нуждается в проверке конкретных многопараметрических рынков. Кроме того, в этом случае мы должны удачно выбрать (из экспериментов, как и раньше) временные масштабы (t, E, t_1, T, τ, dt).

Основные направления исследования квазипериодических временных рядов

В работе основное внимание уделяется стохастическим квазипериодическим процессам, которые наблюдаются в дискретные времена $\dots, t_0, t_1, t_2, \dots$, в отличие от непрерывного времени. Большинство моделей, разработанных в литературе временных рядов, связаны с равноотстоящими временами. В этом случае наблюдения могут быть записаны как $\{y_t; t \in Z\}$ для $t \in \{\dots, -2, -1, 0, 1, 2, \dots\}$. Существуют модели для обработки неравномерно распределенных интервалов времени, но их обычно сложнее определять и изучать. Можно также упомянуть проблему недостающих данных, где ряд не наблюдается при некоторых значениях t .

Основные определения и свойства.

Линейный процесс может быть записан как,

$$y_t = \beta(B)\varepsilon_t$$

где y_t - наблюдаемые значения, $\beta(B)$ - линейный фильтр, B - оператор обратного сдвига, а ε_t - входной шум. Напомним, что B осуществляет сдвиг на временной такт назад при наблюдении, то есть $B y_t = y_{t-1}$.

Тогда фильтр $\beta(B)$ может быть записан как

$$\beta(B) = \sum \beta_j B^j, \quad j \in (-\infty, +\infty), \quad \text{где } \sum (\beta_j)^2 < +\infty, \quad j \in (-\infty, +\infty).$$

Следовательно, мы можем записать наблюдаемый временной ряд в виде

$$y_t = \sum \beta_j \varepsilon_{t-j} \quad j \in (-\infty, +\infty)$$

Заметим, что этот фильтр называется линейным, так как он не содержит нелинейных слагаемых, как $\varepsilon_{t-i}\varepsilon_{t-j}$. Это определение говорит нам о том, что наблюдаемое значение в момент времени t , y_t , зависит от прошлых, настоящих и будущих значений входного шума, т.е. $\{\dots, \varepsilon_{-3}, \varepsilon_{-2}, \varepsilon_{-1}, \varepsilon_0, \varepsilon_1, \varepsilon_2, \varepsilon_3, \dots\}$.

Стационарность. Это важнейшее

понятие при анализе временных рядов. Вообще говоря, мы можем различать два определения стационарности. Первое определение основное внимание обращает на совместном распределении процесса.

Строгая стационарность. Пусть $y_h(\xi) = \{y_{t_1+h}(\xi), \dots, y_{t_n+h}(\xi)\}$ есть траектория процесса $\{y_t\}$ с временными моментами $\{t_1 + h, \dots, t_n + h\} \in Z$. Процесс называется строго стационарным тогда и только тогда, когда распределения y_h одинаковы и независимы от h .

Слабая стационарность. Процесс y_t называется слабо стационарным или стационарным второго порядка, если

- а) он имеет постоянное среднее;
- б) он имеет конечный и постоянный второй момент (дисперсия);

(с) существует функция γ , такая что $\gamma(k) = \text{Cov}(y_t, y_{t+k})$ для любых t и k .

Как было указано ранее, стационарность является важной концепцией анализа временных рядов, и это означает, что статистические свойства процесса остаются постоянными во времени. На практике это означает, что все значения процесса сопоставимы, независимо от того, в какое время они наблюдались. В свою очередь, сопоставимость наблюдения позволяют нам делать статистические выводы по всему процессу. Процесс может быть строго стационарным, но не обязательно слабо стационарным и наоборот.

Строгий процесс белого шума представляет собой последовательность независимых и идентично распределенных случайных величин, а слабый белый шум – последовательность некоррелированных случайных величин с нулевым средним и постоянной конечной дисперсией, т.е. с функцией автоковариации γ , удовлетворяющей условиям $\gamma(0) < \infty$ и $\gamma(h) = 0$ для $h \neq 0$.

Обратимость. Линейный процесс обратим, если существует такой фильтр $f(B)$, что мы можем записать

$$f(B)y_t = \sum_j f_j y_{t-j} = \varepsilon_t, \quad j \in (-\infty, +\infty),$$

Фильтр (B) можно рассматривать как обратный к фильтру $\beta(B)$, если

$f(B)\beta(B) = 1$. Заметим, что обратимый временной ряд y_t можно выразить как

$$y_t = S^- + S^+ + \varepsilon_t,$$

где $S^- = \sum_j f_j y_{t-j}$, $j \in (-\infty, -1)$, а $S^+ = \sum_j f_j y_{t-j}$, $j \in (1, +\infty)$.

Причинность. Одним из способов описания случайного процесса с дискретным временем является его запись в виде фильтрации последовательности белого шума $\{\varepsilon_t\}$,

$$y_t = \beta(\dots \varepsilon_{-2}, \varepsilon_{-1}, \varepsilon_0, \varepsilon_1, \varepsilon_2, \dots)$$

где β – измеримая функция, т. е. результирующая последовательность $\{y_t\}$ хорошо определенный случайный процесс.

Предположим теперь, что последовательность шума $\{\varepsilon_t\}$ генерируется одновременно как наблюдаемый процесс $\{y_t\}$, так что в любой момент времени t , генерируемая последовательность шума $(\dots \varepsilon_{-2}, \varepsilon_{-1}, \varepsilon_0, \varepsilon_1, \varepsilon_2, \dots \varepsilon_t)$ и наблюдаемый процесс предоставляется как $(\dots y_{-2}, y_{-1}, y_0, y_1, y_2, \dots y_t)$

В этом контексте процесс $\{y_t\}$ является причинным, и его можно записать как

$$y_t = \beta(\dots y_{-2}, y_{-1}, y_0, y_1, y_2, \dots y_t)$$

Таким образом, каузальный процесс зависит только от прошлого и настоящего шума и не зависит от будущих значений шума. Это важная особенность процесса $\{y_t\}$, что означает, что только прошлые или нынешние воздействия могут повлиять на него. Если процесс не является причинным, например, $y_t = \varepsilon_{t+2} + \varepsilon_{t+1} - \beta \varepsilon_t$, тогда будущие события $\varepsilon_{t+2}, \varepsilon_{t+1}$ могут оказывать влияние на его текущее значение. Хотя этот процесс не является причинным, мы все еще можем предсказывать его. Так известно, что лучший линейный прогноз y_t задается выражением

Последовательная зависимость.

Рассмотрим стохастический процесс $\{y_t\}$ и предположим, что его среднее значение $\mu_t = M(y_t)$. Если этот процесс является гауссовским, то его можно разложить аддитивно, как $y_t = \mu_t + \eta_t$, где η_t – случайный процесс с нулевым средним значением. Чтобы указать процесс $\{y_t\}$, можно определить μ_t более конкретно. Например, для стационарного процесса среднее предполагается постоянным во времени, так что $\mu_t = \mu$ для всех t . В более общем смысле среднее может быть задано линейной моделью, которая зависит от времени $\mu_t = \beta_0 + \beta_1 t + \dots + \beta_p t^p$ или зависит от других ковариантов $\mu_t = \beta_0 + \beta_1 x_{1t} + \dots + \beta_p x_{pt}$.

Стационарность означает, что статистические характеристики временных рядов сохраняются во времени. В частности, среднее и дисперсия рядов постоянны и относительная зависимость наблюдения от прошлых значений остается той же самой, независимо от момента, в который она оценивается.

То есть предположим, что существует такая функция γ , что

$$\gamma(h) = \text{Cov}(y_t, y_{t+h}).$$

Существование этой функции, обозначаемой как функция автоковариации, означает, что ковариация между наблюдениями y_t и y_{t+h} не зависит от t .

Стационарность является ключевым допущением в анализе временных рядов для проведения статистических выводов и

прогнозирования.

Автокорреляционная функция (АКФ) определяется как:

$$\rho(h) = \gamma(h) / \gamma(0). \quad (1)$$

Эмпирические оценки АКФ даются так называемыми оценками моментов:

$$\rho_k = \gamma(k) / \gamma(0), \quad (2)$$

где $\gamma(k) = \sum (y_t - \bar{y})(y_{t+k} - \bar{y}) / n$, $t=1, n-k$.

Нестационарность. Многие реальные временные ряды отображают нестационарные функции, такие как тренды или сезонность. Учитывая, что большинство методологий анализа временных рядов основано на предположении о стационарности, существует ряд методов, разработанных для преобразования нестационарных данных в стационарные. Среди этих подходов часто используются стабилизация дисперсии, оценка тренда с помощью линейной регрессии и дифференцирование ряда.

Многие статистические тесты и интервалы основаны на предположении о нормальности. Предположение о нормальности часто приводит к простым, математически корректным и мощным испытаниям по сравнению с тестами, которые не делают предположения о нормальности. К сожалению, многие реальные наборы данных на самом деле не являются приблизительно нормальными. Однако соответствующее преобразование набора данных может часто приводить к набору данных, который имеет статистические свойства примерно как нормальное распределение. Это повышает применимость и полезность статистических методов, основанных на предположении о нормальности.

Преобразование Вох-Сох - это особенно полезное семейство преобразований [palma]. Оно определяется как:

$$T(Y) = (Y^\lambda - 1) / \lambda$$

где Y - переменная отклика, а λ - параметр преобразования. При $\lambda = 0$ вместо используемой выше формулы берется натуральный логарифм.

Так стабилизация дисперсии обычно достигается путем преобразования данных Вох-Сох.

Линейные модели - это инструменты для удаления детерминированного тренда из данных. Эта модель регрессии обычно включает в себя многочлен от t , гармонические компоненты или может содержать другие элементы. Таким образом, модель может быть записана как

$$y_t = \beta_0 + \beta_1 x_{1t} + \dots + \beta_p x_{pt} + \eta_t = X\beta + \eta,$$

где матрица $X = (1, x_{1t}, \dots, x_{pt})$ являются ковариационной, а вектор $\eta = (\eta_1, \eta_2, \dots, \eta_n)$ представляет собой несистематические ошибки. Коэффициенты $(\beta_0, \beta_1, \dots, \beta_p)$ могут быть

получены, например, оценками по методу наименьших квадратов (МНК). Согласно последнему мы определяем $\beta = (X'X)^{-1}X'y$. После оценки параметров регрессии исследуемый далее ряд e_t получается путем удаления регрессионной части из ряда $\{y_t\}$, $e_t = y_t - \beta_0 - \beta_1 x_{1t} - \dots - \beta_p x_{pt}$. Впоследствии к этой результирующей последовательности можно применить методы временных рядов. Во многих приложениях регрессионные формы являются либо полиномами, либо гармоническими функциями, как, например, в случае сезонного поведения,

$$Y_t = \sum (\alpha_j \sin(\omega_j t) + \beta_j \cos(\omega_j t)) + \eta_t, j=1, m$$

где коэффициенты α_j и β_j неизвестны, но частоты ω_j обычно считаются известными или получаем их из спектрального анализа.

Дифференцирование. Другой подход для устранения тренда в данных - это дифференцирование. В этом случае, однако, основной тренд считается недетерминированным или стохастическим. В рамках этого подхода предполагается, что данные генерируются и интегрируются посредством некоторого стохастического процесса, например,

$$y_t = \sum \eta_k, k=1, t$$

где η_t - стационарный процесс с постоянной дисперсией с нулевым средним значением.

Таким образом, дифференцируя $\{y_t\}$, получаем ряд $\{z_t\}$

$$z_t = y_t - y_{t-1} = \eta_t$$

Общей проблемой этого метода является решение, когда следует прекращать дифференцирование. Следует учесть два основных аспекта. Во-первых, продифференцированная последовательность должна выглядеть стационарной и во-вторых, ее дисперсия не должна быть больше дисперсии начальной последовательности. Несоразмерное увеличение дисперсии в результирующей серии может указывать на чрезмерную дифференциацию.

Другая дилемма заключается в выборе между построением регрессии или дифференциацией. Несмотря на отсутствие общих указаний по этому поводу, можно применить любой из этих методов и посмотреть, дают ли они адекватные результаты или нет.

Например, если процесс y_t удовлетворяет регрессионной модели $y_t = \beta_0 + \beta_1 t + w_t$ с белым шумом w_t , то выполняя дифференцирование, получаем $z_t = y_t - y_{t-1} = \beta_1 + w_t - w_{t-1}$. Дисперсия ряда z_t в два раза превышает дисперсию исходных данных, что свидетельствует о неправильном применении процедуры дифференциации. Помимо подобных соображений, существует много других методов преобразования для

достижения стационарности. С другой стороны, существуют методологии, позволяющие непосредственно обрабатывать нестационарные данные без трансформации. Одним из примеров этих методов являются так называемые локально-стационарные модели.

Белый шум. Процесс белого шума представляет собой последовательность нулевых средних некоррелированных случайных величин. Если эта последовательность является гауссовой, то процесс также независим.

Фундаментальной процедурой анализа временных рядов является проверка, является ли последовательность белым шумом, или она имеет более сложное поведение. Учитывая последовательность $y_1, \dots, y_n$, нулевая гипотеза равна $H_0: \{y_t\}$ - белый шум по сравнению с $H_1: \{y_t\}$ - не белый шум. Здесь необходимо обратить внимание, что проверка H_0 может быть затруднена по многим причинам. Например, среднее значение процесса не является постоянным, его дисперсия не является постоянной и т.д.

Процедуры тестирования белого шума обычно не предусматривают проверку независимости, если только серию не считают гауссовой. Важно подчеркнуть, что определение белого шума относится только к некоррелированной последовательности.

В частности, это означает, что последовательность с коррелированными квадратами по-прежнему является белым шумом в соответствии с этим определением. Как правило, это относится к финансовым временным рядам: доходность часто не коррелирует, но волатильность или квадрат прибыли часто коррелируются.

Как правило, тест белого шума учитывает определяемые автокорреляции $r_1, \dots, r_L$ с $r_k = \rho_k$, где ρ_k задается формулой (1) и (2).

Тест Box-Ljung, хорошо известная процедура проверки, является ли последовательность белым шумом или нет, может быть определена как

$$Q_L = n(n+2) \sum_{k=1}^L r_k^2 / (n-m), m=1, n-1$$

и можно показать, что статистика Q_L соответствует распределению χ^2 с L степенями свободы.

Основные модели временных квазипериодических рядов

Модель авторегрессии и скользящего среднего (autoregressive moving-average model, ARMA). Модели ARMA являются фундаментальными инструментами для анализа краткосрочных временных рядов. Можно показать, что этот класс моделей аппроксимирует

любой линейный стационарный процесс с непрерывной спектральной плотностью. Кроме того, имеется большое число численных и вычислительных инструментов для диагностики и прогнозирования моделей ARMA. Они очень полезны для моделирования большого количества временных рядов, демонстрирующих слабую зависимость.

С другой стороны, авторегрессионные дробно интегрированные со скользящим средним процессы (ARFIMA) широко используются для данных временных рядов демонстрирующих долговременную зависимость. Процесс ARMA (p, q) $\{y_t\}$ может быть задан дискретно-временным уравнением,

$$\phi(B)y_t = \theta(B)\varepsilon_t,$$

где, $\phi(B) = 1 - \phi_1 B - \dots - \phi_p B^p$ - авторегрессионный многочлен от оператора обратного сдвига B , $\theta(B) = 1 + \theta_1 B + \dots + \theta_q B^q$ - полином с значением подвижного среднего, корни которого отличаются от корней уравнения $\phi(B)$. Ряд $\{\varepsilon_t\}$ - последовательность белого шума с нулевым средним и дисперсией σ^2 . Подчеркнем, что процесс авторегрессии AR (p) соответствует модели ARMA ($p, 0$). С другой стороны, модели скользящего среднего MA (q) является частным случаем ARMA ($0, q$).

Мы фокусируем свое внимание на определенном классе линейных временных рядов, называемых длительной памятью или процессами, зависящими от дальнего расстояния. Существует несколько определений временных рядов этого типа в литературе. Один из основных аспектов связан с оценкой среднего значения процесса. Если функция автоковариации стационарного процесса суммируема, то выборочное среднее будет соответствовать корню из n , где n - размер выборки. Это имеет место, например, для последовательностей независимых и одинаково распределенных случайных величин или марковских процессов. Говорят, что эти процессы имеют короткую память. Наоборот, процесс имеет длительную память, если его автоковариации не являются абсолютно суммируемыми. В дальнейшем мы дадим краткий обзор этих классов моделей временных рядов.

Рассмотрим основные методологии для оценки моделей временных рядов.

Существует целый ряд хорошо известных методов, таких как метод максимального правдоподобия и его различные вычислительные формулировки, такие как разложение Холецкого или уравнения системы в переменных состояния. С другой стороны, имеются аппроксимации метода максимального правдоподобия, включая, например, подход Уиттла, метод скользящего

среднего и авторегрессионное приближение.

Для выполнения первого этапа анализа временного ряда необходимо определить оценки среднего и АКФ ряда, которые необходимы как инструменты для определения модели.

Построение модели. Реальные временные ряды имеют ряд своих отличительных свойств. Среди них важно определить, будет ли ряд стационарным или нет.

В первом случае мы можем перейти к этапу моделирования, посмотрев на структуру автокорреляции, конкретный пример АКФ и ЧАКФ (частичная АКФ). Исходя из этих оценок момента, стационарные модели такие как, модели ARMA или ARFIMA могут быть предложены и реализованы.

С другой стороны, если ряд отображает ряд нестационарных характеристик, мы можем применить процедуры преобразований для получения стационарной серии. Среди этих процедур, которые мы предварительно пересмотрели путем декомпозиции данных с помощью средств методов регрессии и дифференциации данных временных рядов. Если регрессионная модель хороша, мы можем рассматривать остатки как ряды, которые должны быть проанализированы. Если происходит дифференциация, мы можем применить модель ARIMA.

Если ряд показывает сезонное поведение, тогда мы можем использовать гармоническую регрессию или модели SARIMA.

Спецификация модели обычно связана с выбором класса таких процессов, как ARIMA (p, d, q) или SARIMA (p, d, q) × (P, D, Q).

Эти модели могут быть выбраны согласно анализу автокорреляционной функции АКФ или частичных АКФ (PACF). Сейчас общепринято рассмотреть вложенное семейство моделей и затем оценить все модели класса. Например, ARMA (p, q) с порядком p, q = 0, 1, 2, 3.

Поскольку модели являются вложенными, мы можем использовать информационные критерии, такие как AIC или BIC, для выбора подходящих значений p, q.

Оптимальность моделей. Теоретически, если линейный процесс имеет непрерывный спектр, то мы всегда можем найти значения p и q, так что ARMA (p, q) достаточно хорошо его аппроксимирует. Следовательно, на практике мы всегда можем опираться на этот класс процессов для моделирования линейного временного ряда.

Однако этот общий математический результат не гарантируют, что значения p и q малы. Фактически, они могут быть довольно большими.

Наличие ARMA-модели с большими

авторегрессионными и скользящими средними заказами может быть громоздким как с численной, так и с статистической точки зрения.

Предположим, что p = 30 и q = 28. Эта модель может хорошо подходить для набора данных, но она требует численного расчета 58 параметров и проверки, что она является стационарной и обратимой.

Обычно желательно, чтобы подходящая модель t была оптимальной, то есть значения p, q были относительно невелики. В этом смысле, есть выбор между качеством аппроксимации модели, которое обычно требует больших значений p и q, и простотой модели, которая требует небольшого числа параметров p и q.

Этот выбор обычно выполняется с помощью информативных критериев, которая штрафуют модель в соответствии с числом оцениваемых параметров. Они рассматриваются ниже.

Критерии информативности Акаике и Шварца. Информационный критерий Акаике (AIC) для краткости определяется как информативность Акаике:

$$AIC = -2 \log L(\hat{\beta}) + 2r,$$

где, $\hat{\beta}$ - оценка максимального правдоподобия, r - число оценочных параметров модели. Например, для модели ARMA (p, q) имеем $r = p + q + 1$.

Информационный критерий Шварца или байесовский информационный критерий (БИК) определяется формулой

$$BIC = -2 \log L(\hat{\beta}) + r \log n.$$

Заметим, что для размера выборки $n > 8$ BIC гораздо более строго наказывает за увеличение числа параметров в модели, по сравнению с AIC.

Оценка среднего значения. Оценка среднего стационарного процесса является фундаментальной задачей анализа временных рядов. Несмотря на то, что имеется несколько оценок среднего значения, наиболее часто рассматриваются среднее значение выборки или наилучшая несмещенная линейная оценка (ННЛО).

Имея выборку $Y_n = (y_1, y_2, \dots, y_n)'$ из стационарного процесса со средним μ и дисперсией D, среднее выборочное значение определяется как $\bar{y} = 1/n \sum_{t=1}^n y_t$, или $\bar{y} = (I \cdot Y_n)'/n$, где $I = (1, 1, \dots, 1)'$, а для ННЛО $\hat{\mu} = (I'D^{-1}I)^{-1}I'D^{-1}Y_n$ ('-знак транспонирования).

Разнообразное поведение этих двух хорошо известных оценок критически зависит от памяти процесса. Для процесса с малой памятью,

такого как ARMA-модель, среднее значение выборки и ННЛО сходятся к истинному среднему со скоростью $O(n^{-1})$. Аналогична оценка для их асимптотической дисперсии. В этом смысле среднее значение выборки является эффективной оценкой.

С другой стороны, для сильно зависимого процесса с большой памятью с параметром d скорость сходимости обеих оценок равна $O(n^{2d-1})$. Поскольку $d > 0$, эта скорость сходимости медленнее, чем для случая короткой памяти. Кроме того, асимптотические дисперсии среднего значения выборки и ННЛО являются различными, подразумевая, что среднее значение выборки не является эффективной оценкой.

В частности, могут быть установлены следующие соотношения:

$$\sqrt{n}(y_n - \mu) \rightarrow N(0, v),$$

где, $v = 2\pi f(0) = \sum \gamma(h)$, $h \in (+\infty, -\infty)$.
Аналогично для ННЛО имеем

$$\sqrt{n}(\bar{\mu}_n - \mu) \rightarrow N(0, v).$$

Заметим, что для процесса ARMA(p, q) имеем $v = \sigma^2 |\theta(1)|^2 / |\varphi(1)|^2$.

Для процессов с большой памятью $n^{1/2-d}(\bar{y}_n - \mu) \rightarrow N(0, w)$:

и $w = \sigma^2 |\theta(1)|^2 / |\varphi(1)|^2 \Gamma(1-2d) / (d(1+2d)\Gamma(d)\Gamma(1-d))$,

а для ННЛО имеем $n^{1/2-d}(\bar{\mu}_n - \mu) \rightarrow N(0, w)$, где $w = \sigma^2 |\theta(1)|^2 / |\varphi(1)|^2 (\Gamma(1-2d)\Gamma(2-2d)) / \Gamma(1-d)^2$.

Оценка автоковариаций. Для стационарного процесса автоковарианты обычно оцениваются с помощью оценки моментов. То есть, имея выборку $Y_n = (y_1, y_2, \dots, y_n)'$ из стационарного процесса со средним μ и дисперсией D , обычная оценка автоковариации при запаздывании h , определяется формулой:

$$\gamma(h) = \sum (y_t - \bar{y})(y_{t+h} - \bar{y}) / n, t=1, n-h.$$

Можно показать, что для фиксированного h эта оценка является асимптотически несмещенной $\lim \bar{\gamma}_n(h) \rightarrow \gamma(h)$ при $n \rightarrow \infty$.

Если автоковариации процесса абсолютно суммируемы

$$\sqrt{n}(\bar{\gamma}_n(h) - \gamma(h)) \rightarrow N(0, v),$$

где, $v = (n-3)\gamma(h)^2 + \sum \gamma(j)^2 + \gamma(j-h)\gamma(j+h)$, $j \in (+\infty, -\infty)$.

Аналогичные выражения можно найти

для асимптотического поведения АКФ. В этом случае мы имеем:

$$\sqrt{n}(\bar{\rho}_n(h) - \rho(h)) \rightarrow N(0, w),$$

где w определяется формулой Бартлетта:

$$w = \sum (1 + \rho(h)^2) \rho(j)^2 + \rho(j) \rho(j+2h) + 4\rho(h) \gamma(j) \gamma(j+h), j \in (+\infty, -\infty).$$

Оценка моментов. Обычно оценка моментов основан на сравнении выборки АКФ с ее теоретическим представлением. Имея выборку $Y_n = (y_1, y_2, \dots, y_n)'$ из стационарного процесса со средним μ и дисперсией D и модель временного ряда с АКФ с $\gamma_p(h)$, запишем уравнения момента для различных значений h :

$$\gamma_p(h) = \bar{\gamma}(h).$$

Решение этой системы уравнений $\bar{\rho}$ является истинной оценкой ρ .

Аналогично, эти уравнения можно записать в терминах типовых автокорреляций:

$$\rho_p(h) = \bar{\rho}(h).$$

В качестве примера рассмотрим авторегрессионную модель первого порядка AR(1), т.е. модель вида $y_t = \beta y_{t-1} + \varepsilon_t$. Тогда АКФ определяется формулой $\rho(h) = \beta^{|h|}$. Таким образом, мы можем провести оценку для β на основе уравнение $\rho_p(1) = \bar{\rho}(1)$, получая $\bar{\beta} = \bar{\rho}(1)$. Для более сложных авторегрессионных моделей или моделей скользящего среднего MA(p) примеры оценок представлены в [1].

Оценка максимального правдоподобия. Предположим, что $\{y_t\}$ - стационарный гауссов процесс с нулевым средним. Функция логарифмического правдоподобия этого процесса определяется формулой:

$$L(\Theta) = -1/2 \log \det D_\Theta - 1/2 Y' D_\Theta^{-1} Y,$$

где, $Y = (y_1, y_2, \dots, y_n)'$, $D_\Theta = \text{Var}(Y)$ и Θ является вектором параметров.

Вид формулы определяет необходимость вычисления детерминанта и обратной матрицы дисперсии-ковариации D_Θ для определения максимума функции логарифмического правдоподобия. Эти расчеты могут быть проведены с помощью разложения Холецкого для матриц, алгоритма Дурбина-Левинсона и др.

Метод декомпозиции Холецкого. Учитывая, что матрица D_Θ является симметричной и положительно определенной матрицей, ее можно записать в виде:

$$D_\Theta = W'W,$$

где, W - верхняя треугольная матрица.
Согласно этому разложению Холецкого, определитель D_Θ можно вычислить по формуле:
$$\det D_\Theta = (\det W)^2 = \prod (w_{jj})^2$$
где, w_{jj} обозначает j -й диагональный элемент матрицы W . Кроме того, обратная матрица D_Θ^{-1} может быть получена, как $D_\Theta^{-1} = W^{-1} (W^{-1})'$.

Алгоритм Дурбина-Левинсона.

Разложение Холецкого может быть неэффективным для временных рядов и разработаны более быстрые методы вычисления логарифмической функции правдоподобия и одним из них является алгоритм Дурбина-Левинсона.

Алгоритм Дурбина-Левинсона использует структуру Теплица матрицы дисперсии-ковариации D_Θ .

Предположим, что $\bar{y}_1 = 0$ и $\bar{y}_{t+1} = \beta_{11}y_t + \dots + \beta_{t1}y_1$, $t = 1, n-1$, являются одношаговыми прогнозами процесса $\{y_t\}$ на основе конечного прошлого ($y_1, y_2, \dots, y_{n-1}$), где коэффициенты регрессии β_{ij} задаются уравнениями:

$$\begin{aligned} \beta_{it} &= [v_{t-1}]^{-1}(\gamma(t) + S), \text{ где } S = \sum \beta_{t-1,j} \gamma(t-j), j=1, t-1, \\ \beta_{ij} &= \beta_{t-1,j} - \beta_{it} \beta_{t-1,t-j}, j=1, t-1, \\ v_0 &= \gamma(0), \\ v_t &= v_{t-1} (1 - (\beta_{it})^2), j=1, t-1. \end{aligned}$$

Кроме того, если $e_t = y_t - \bar{y}_t$ есть ошибка предсказания и $e = (e_1, \dots, e_n)'$, то $E = LY$, где L - нижняя треугольная матрица. Элементы матрицы L определяем следующим образом: $l_{ij} = -\beta_{i-1,n-j}$ при $i \geq j$ и $i > 1$. Диагональные элементы $l_{ii} = 1$ для $i=1, n$. Отсюда D_Θ может быть представлена, как $D_\Theta = LI_V L'$, где I_V есть диагональная матрица с элементами $(v_0, v_1, \dots, v_{n-1})$. Поэтому $\det D_\Theta = \prod v_{jj}$, где $j=0, n-1$ и $Y' D_\Theta^{-1} Y = e' I_V^{-1} e$.

В результате логарифмическая функция правдоподобия может быть выражена как

$$L(\Theta) = -1/2 \sum \log(v_{t-1}) - 1/2 \sum (e_t)^2 / v_{t-1},$$

и границы суммирования $t=1, n$.

Временная сложность этого алгоритма для линейной стационарной последовательности равна $O(n^2)$. Для некоторых марковских процессов, таких как семейство ARMA, временная сложность алгоритм Дурбина-Левинсона может быть $O(n)$. К сожалению, это сокращение числа операций невозможно для моделей ARFIMA, поскольку они не марковские.

Оценка долгосрочных процессов. Здесь мы обсудим некоторые специальные методы, разработанные для решения оценки долгосрочных зависимых временных рядов. Среди этих методов мы можем выделить процедуры максимального

правдоподобия, основанные на приближениях авторегрессии (AR) и метода скользящего среднего (MA), регрессию логарифмической периодограммы, измененную масштабную статистику (R/S), анализ зависимости и анализ на основе вейвлет-метода.

Авторегрессионная аппроксимация. Так как вычисление точных оценок максимального правдоподобия (MLE) требует больших вычислительных ресурсов, многие исследователи рассмотрели использование авторегрессионных приближений для ускорения расчета оценок параметров. Пусть $\{y_t; t \in Z\}$ процесс длительной памяти, определяемый авторегрессионным расширением:

$$y_t = \varepsilon_t + k_1(\beta)y_{t-1} + k_2(\beta)y_{t-2} + k_3(\beta)y_{t-3} + \dots,$$

где, $k_j(\beta)$ - коэффициенты аппроксимации. Поскольку на практике доступно лишь конечное количество наблюдений ($y_1, y_2, \dots, y_n$), рассматриваем усеченную модель для $m < t \leq n$:

$$y_t = \bar{\varepsilon}_t + k_1(\beta)y_{t-1} + k_2(\beta)y_{t-2} + \dots + k_m(\beta)y_{t-m}.$$

Тогда приблизительная оценка максимального правдоподобия β_n получается путем минимизации функции:

$$L_1(\beta) = \sum (y_t - (k_1(\beta)y_{t-1} + k_2(\beta)y_{t-2} + \dots + k_m(\beta)y_{t-m}))^2, t = m+1, n.$$

Многие разработки могут быть сделаны на этой базовой структуре, чтобы получить лучшие оценки. Оценочный критерий, определяемый максимизацией аппроксимация функции гауссова правдоподобия называется оценкой квазimaxимального правдоподобия (QMLE).

Метод описания и оценки в переменных состояниях. Эта общая методология может также использоваться для обработки авторегрессионного приближения. Например, рассматривая упрощенную авторегрессионную модель порядка m (AR(m)), получаем:

$$y_t = k_1 y_{t-1} + k_2 y_{t-2} + \dots + k_m y_{t-m} + \varepsilon_t.$$

Отсюда, мы можем записать следующую систему в переменных состояниях:

$$x_{t+1} = Fx_t + H \varepsilon_{t+1}, \quad y_t = Gx_t,$$

где, состояние задается вектором $x_t = [y_t, y_{t-1}, \dots, y_{t-m+2}, y_{t-m+1}]'$.

Матрица перехода F имеет первую строку равную $(k_1, k_2, \dots, k_m)$, элементы $f_{i,i-1} = 1$ для $i=2, m$. Все остальные элементы равны нулю.

Матрица наблюдений $G = (1 \ 0 \ 0 \dots 0)$. Матрица шума состояния дается формулой $H = (1$

0 0... 0)'. Дисперсия шума наблюдения $R = 0$, ковариация между шумом состояния и шумом наблюдения $S = 0$, а ковариационная дисперсия матрица состояния Q имеет все нулевые элементы, кроме $q_{1,1} = \sigma^2$.

Скольльзящие средние аппроксимации.

Альтернативной методологией приближений авторегрессии является усечение расширения Wold процесса с длинной памятью. Два преимущества этот подход представляет собой:

- а) легкую реализацию рекурсивных фильтров Калмана;
- б) простота анализа теоретических свойств ML по оценкам.

Кроме того, если временные ряды с большой памятью различаются, то результирующее скольльзящее среднее усечение имеет меньшую дисперсию ошибок, чем приближение авторегрессией.

Каузальное представление процесса ARFIMA ($p; d; q$) $\{y_t\}$ задается формулой $y_t = \sum \beta_j \varepsilon_{t-j}$, $j=0, \infty$, но мы рассматриваем ее приближение $y_t = \sum \beta_j \varepsilon_{t-j}$, $j=0, m$. Таким образом мы вместо $MA(\infty)$ модели работаем с $MA(m)$ моделью. Каноническое представление модели $MA(m)$ моделью в пространстве состояний дается соотношениями:

$$x_{t+1} = Fx_t + H \varepsilon_t, y_t = Gx_t + \varepsilon_t,$$

где, $x_t = [y(t|t-1) \ y(t+1|t-1) \ \dots \ y(t+m-1|t-1)]'$, а $y(t+j|t-1) = M[y_{t+j}|y_{t-1}, y_{t-2}, \dots]$.

Матрицы модели системы в переменных состояния равны

$$G = (1 \ 0 \ \dots \ 0), H = [\beta_1 \ \dots \ \beta_m]'$$

а F имеет все элементы равны нулю, кроме $f_{i,i+1} = 1$ для $i=1, m-1$.

Байесовская оценка. Рассмотрим некоторые применения байесовской методологии для анализа данных временных рядов. В нашем случае опишем байесовский подход для анализа процессов ARMA и ARFIMA с помощью марковской цепи (MCMC), важного вычислительного инструмента для получения образцов апостериорного распределения. В частности, мы описываем приложения алгоритма Метрополиса-Гастингса и сэмплера Гиббса для процессов с длинной памятью. Реализация этих вычислительных процедур проиллюстрирована на примере байесовской оценки стационарного гауссовского процесса. Важными при этом являются такие специфические вопросы, как выбор начальных значений и распределений.

Рассмотрим данные временного ряда $Y = (y_1, \dots, y_n)'$ и статистическую модель,

описываемую параметром θ . Пусть $f(y|\theta)$ - функция правдоподобия модели и $\pi(\theta)$ - предварительное распределение для параметра. Согласно теореме Байеса, эмпирическое распределение θ с учетом данных Y пропорционально:

$$\pi(\theta | Y) \propto f(Y | \theta) \pi(\theta).$$

Более конкретно, предположим, что временной ряд следует модели ARFIMA (p, d, q), описываемой $\varphi(B)(y_t - \mu) = \theta(B)(1-B)^{-d}\varepsilon_t$, где многочлены $\varphi(B) = 1 + \varphi_1 B + \dots + \varphi_p B^p$ и $\theta(B) = 1 + \theta_1 B + \dots + \theta_q B^q$ не имеют общих корней, а $\{\varepsilon_t\}$ - последовательность белого шума с нулевым средним значением и дисперсией σ^2 . Обозначим $C_d = \{d: y_t \text{ стационарно и обратимо}\}$, $C_\varphi = \{\varphi_1, \dots, \varphi_p: y_t \text{ стационарно}\}$, а $C_\theta = \{\theta_1, \dots, \theta_q: y_t \text{ обратимо}\}$. Для этой модели вектор параметров может быть записан как:

$$\Theta = (d, \varphi_1, \dots, \varphi_p, \theta_1, \dots, \theta_q, \mu, \sigma^2),$$

и тогда пространство параметров может быть выражено как:

$$\Theta = C_d \times C_\varphi \times C_\theta \times \mathbb{R} \times (0, \infty).$$

Иногда, чтобы упростить спецификацию предварительного распределения по пространству параметров Θ , можно рассмотреть возможность назначения предыдущих распределений индивидуально подмножествам параметров. Например, мы можем предполагать предварительные равномерные распределения (U) для $d, \varphi_1, \dots, \varphi_p$ и $\theta_1, \dots, \theta_q$, т. е. $\Pi(d) = U(C_d)$, $\pi(\varphi_1, \dots, \varphi_p) = U(C_\varphi)$ и $\pi(\theta_1, \dots, \theta_q) = U(C_\theta)$. Кроме того, мы можем предполагать неверным прежнее μ , $\pi(\mu) \propto 1$ и предшествующее $\pi(\sigma^2)$ для σ^2 . С этим определением предварительное распределение θ является просто $\pi(\theta) \propto \pi(\sigma^2)$. Опытное распределение θ задается:

$$\pi(\theta | Y) \propto f(Y | \theta) \pi(\sigma^2).$$

Помимо расчета этого распределения, обычно важны определения оценок Байеса для θ . Например, можем рассмотреть возможность определения значения θ так, чтобы последующие потери были минимальными.

то есть, если $L(\theta, Y)$ - функция потерь, то:

$$\theta = \operatorname{argmin} \int L(\theta, Y) \pi(\theta | Y) dY.$$

В частном случае при квадратичных потерях $L(\theta, Y) = \|\theta - Y\|^2$ мы имеем, что оценка θ является опытным средним $\bar{\theta} = M[\theta|Y]$. Получение любой из этих величин требует интегрирования. Во многих практических ситуациях расчет этих интегралов может быть

чрезвычайно разным. Чтобы обойти эту проблему, в байесовской литературе были предложены несколько методологий, в том числе, численное интегрирование, моделирование методом Монте-Карло, аналитическое приближение Лапласа и методы Марковской цепи и Монте-Карло (МСМС). Мы сосредоточимся на методах МСМС.

Марковская цепь и метод Монте-Карло. Алгоритм МСМС создает образец представляющего интерес распределения методом, который объединяет методы Монте-Карло и цепи Маркова. Рассмотрим, например, что мы хотим получить образец заднего распределения $\pi(\theta|Y)$. Двумя хорошо известными процедурами для этой цели являются алгоритм Metropolis-Hastings и сэмплер Гиббса.

Тренды. Наиболее распространенными характеристиками данных временных рядов являются наличие возрастающих или уменьшающихся трендов наряду с их разрывами. Основной вопрос, который возникает, состоит в том, являются ли эти тенденции результатом детерминированного базового шаблона или соответствует накоплению случайных шумов с течением времени. Конечно, наблюдаемые временные ряды могут быть результатом комбинаций этих двух или других более сложных механизмов генерации данных. Мы сейчас рассмотрим два хорошо известных подхода к пониманию и моделированию трендов: детерминированная и стохастическая методологии.

Детерминированные тренды. При детерминированном подходе наблюдаемый процесс является результатом обычно неизвестного основного шаблона $f(t)$ и шума ε_t ,

$$y_t = f(t) + \varepsilon_t.$$

Чтобы оценить тренд, функцию $f(t)$ можно записать через некоторый вектор параметров β . Например, мы можем написать $f(t) = \beta_0 + \beta_1 x_{t1} + \beta_2 x_{t2} + \dots + \beta_p x_{tp}$, где $x_{t1}, x_{t2}, \dots, x_{tp}$ - детерминированные ковариаты. В частности, устанавливая $x_{ij} = t^j$, мы можем генерировать полиномиальный тренд или полиномиальную регрессию. С другой стороны, если $x_{ij} = \exp(ij)$, то полученная модель соответствует гармонической регрессии.

Другой способ задания функции $f(t)$ осуществляется через локальные полиномы, так что тренд достаточно гибкий, чтобы фиксировать краткосрочные изменения данных. В этом непараметрическом подходе тренд процесса y_t локально оценивается как $y_t = \sum w_j y_{t+j}$, $j \in (-m, +M)$ при $t = m+1, \dots, N-m$. Оптимальные веса w_j обычно получаются путем применения кубических многочленов для оценки зависимости в ряд y_t .

Стохастические тренды.

Если основной тренд считается стохастическим, наблюдаемый процесс y_t обычно понимается как результат последовательности случайных ударов,

$$y_t = \varepsilon_1 + \varepsilon_2 + \dots + \varepsilon_t, \text{ где } \varepsilon_t - \text{белый шум}$$

или последовательность независимых случайных переменных. Заметим, что в этом случае заданная серия удовлетворяет $y_t - y_{t-1} = (1-B)y_t = \Delta \varepsilon_t$.

Таким образом, стохастический трендовый процесс в большей степени определяется:

$$\Delta^d y_t = \varepsilon_t,$$

где d - известный дифференциальный порядок, а ε_t - стационарный процесс.

Как правило, процесс, удовлетворяющий этому уравнению, называется интегрированным процессом порядка d , $I(d)$. Предположим, что ε_t - последовательность из i.i.d. (т.е. случайные величины с нулевым средним и дисперсией σ^2).

Дисперсия процесса $I(d)$ равна $\text{Var}(y_t) = t\sigma^2$. Таким образом, интегрированный процесс обладает большой вариативностью, поскольку t стремится к бесконечности. Напротив, при тех же условиях дисперсия процесса с детерминированным трендом равна $\text{Var}(y_t) = \sigma$. Естественно, в этом случае вариативность не является высокой. В этом смысле важно проверить, обладает ли процесс единичным корнем, то есть он соответствует интегрированному процессу.

Процессы АРИМА. Авторегрессионный интегрированный со скользящим средним процесс ARIMA (p, d, q) y_t определяется уравнением:

$$\beta(B) \Delta^d y_t = \theta(B) \varepsilon_t,$$

где $\beta(B)$ - авторегрессионный многочлен порядка p , а $\theta(B)$ представляет собой многочлен скользящего среднего порядка q , $\beta(B)$ и $\theta(B)$ не имеют общих корней, а ε_t - последовательность белого шума. Заметим, что процесс $\Delta^d y_t$ удовлетворяет модели ARMA (p, q) .

Модели скрытых цепей Маркова

Самый простой способ обработки последовательностных данных состоит в том, чтобы просто игнорировать последовательностные аспекты и рассматривать наблюдения как независимые одинаково распределенные случайные величины соответствующие рисунку 6. Однако при таком подходе невозможно рассматривать последовательностные явления в данных, такие как корреляции между наблюдениями, которые близки друг к другу во времени.

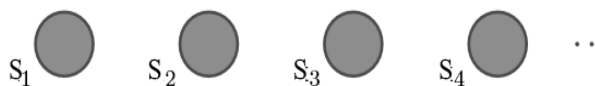


Рисунок 6 – Модель интерпретации наблюдения

Предположим, что мы наблюдаем двоичную переменную, обозначающую, был ли в определенный день дождем или нет. Учитывая временные ряды недавних наблюдений за этой переменной, мы хотим предсказать, будет ли дождь на следующий день. Если мы обрабатываем данные как независимые одинаково распределенные случайные величины, то единственной информацией, которую мы можем извлечь из данных, является относительная частота дождливых дней. Но на практике, мы знаем, что вероятность серии дождливых дней тенденция снижается в течение нескольких дней. Таким образом, наблюдение, идет ли сегодня дождь, – это значительная помощь в прогнозировании, будет ли завтра дождь. Чтобы выразить такие эффекты в вероятностной модели, одним из простейших способов нам сделать это является рассмотрение марковской модели.

Без ограничения общности мы можем использовать правило произведения для выражения совместного распределения для последовательности наблюдений в виде:

$$p(x_1, \dots, x_n) = \text{Pr}(x | x_1, \dots, x_{n-1}), n=1, N.$$

Если мы теперь предположим, что каждое из условных распределений в правой части не зависит от всех предыдущих наблюдений, кроме последнего, мы получаем цепь Маркова первого порядка, которая изображена на рисунке 7.

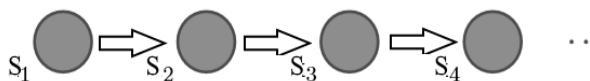


Рисунок 7 – Марковская цепочка наблюдений первого порядка

Совместное распределение для последовательности N наблюдений по этой модели дается формулой:

$$p(x_1, \dots, x_n) = p(x_1) \text{Pr}(x_n | x_{n-1}), n=2, N$$

Таким образом, если мы используем такую модель для предсказания следующего наблюдения, то распределение прогнозов будет зависеть от того, что будет иметь место непосредственно перед наблюдением и не будет

зависеть от всех предыдущих наблюдений.

В большинстве применений таких моделей условные распределения $p(x_n | x_{n-1})$, определяющие модель, соответствует предположению о стационарном временном ряду. Модель тогда известна как однородная цепь Маркова. Например, если условные распределения зависят от настраиваемых параметров (значения которых могут быть выведены из набора данных обучения), то все условные распределения в цепочке будут иметь одни и те же значения этих параметров. Хотя это более общая, чем модель независимости, она по-прежнему очень ограничена.

Для многих последовательностных наблюдений мы ожидаем, что тенденции в данных по нескольким предыдущим наблюдениям предоставят важную информацию для прогнозирования следующего значения. Один из способов позволить более ранним наблюдениям иметь влияние – перейти к марковским цепям более высокого порядка. Если мы допустим, что предсказания будут зависеть и от предыдущего значения, мы получим цепь Маркова второго порядка, представленную на рисунке 8.

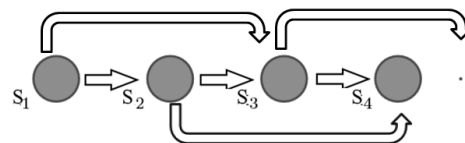


Рисунок 8 – Марковская цепочка наблюдений второго порядка

Совместное распределение для последовательности N наблюдений по этой модели дается формулой:

$$p(x_1, \dots, x_n) = p(x_1) p(x_2 | x_1) \text{Pr}(x_n | x_{n-1}, x_{n-2}), n=3, N.$$

Аналогичным образом мы можем рассмотреть расширения к цепи Маркова M -го порядка, в которой условное распределение для конкретной переменной зависит от предыдущих M переменных. Мы заплатили за эту общность, поскольку количество параметров в модели теперь намного больше. Предположим, что наблюдения являются дискретными переменными с K состояниями. Тогда условное распределение $p(x_n | x_{n-1})$ в марковской цепочке первого порядка будет задано набором из $K-1$ параметров для каждого из K -состояний x_{n-1} , дающим общее количество параметров $K(K-1)$. Предположим теперь, что мы распространим модель на цепь Маркова M -го порядка, так что совместное распределение строится из условий $p(x_n | x_{n-M}, \dots, x_{n-1})$. Если переменные дискретны, и если

условные распределения представлены общими условными таблицами вероятности, то число параметров в такой модели будет иметь параметры K^{M-1} ($K-1$). Поскольку это выражение растет экспоненциально с M , этот подход явно нецелесообразен для больших значений M .

Для непрерывных переменных мы можем использовать линейно-гауссовы условные распределения, в которых каждый узел имеет гауссовское распределение, среднее значение которого является линейной функцией его или родителей. Это известно как, авторегрессионная AR-модель.

Мы можем ввести дополнительные скрытые переменные, чтобы можно было построить богатый класс моделей из простых компонентов. Для каждого наблюдения x_n вводится соответствующая скрытая переменная z_n (которая может быть разного типа или иной размерности относительно наблюдаемой переменной).

Если считать, что эти скрытые переменные образуют цепь Маркова, то имеем известную модель пространства состояний, которая показана на рисунке 9.

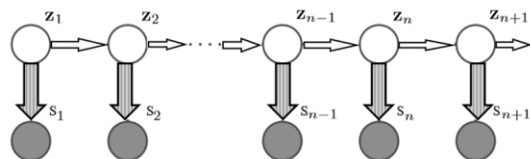


Рисунок 9 – Марковская цепочка для скрытых переменных

Совместное распределение для этой модели дается выражением:

$$p(x_1, \dots, x_N, z_1, \dots, z_N) = p(z_1) \prod_{n=1}^N p(x_n | z_n) \prod_{n=2}^N p(z_n | z_{n-1}), \quad k=1, N.$$

Мы видим, что всегда существует путь, соединяющий любые две наблюдаемые переменные x_n и x_m через скрытые переменные, и что этот путь никогда не блокируется.

Таким образом, предсказательное распределение $p(x_{n+1} | x_1, \dots, x_n)$ для наблюдения x_{n+1} при всех предыдущих наблюдениях не имеет никаких условных свойств независимости, поэтому наши предсказания для x_{n+1} зависят от всех предыдущих наблюдений.

Однако наблюдаемые переменные не удовлетворяют марковскому свойству в любом порядке. Существуют две важные модели для последовательных данных, которые описываются рисунком 9.

Если скрытые переменные дискретны, то

мы получаем скрытую марковскую модель или (НММ). Если и скрытые, и наблюдаемые переменные являются гауссовыми, то мы имеем линейную динамическую систему.

Как указано ранее, скрытую марковскую модель можно рассматривать, как конкретный экземпляр модели пространства состояний на рисунке 9, в которой скрытые переменные дискретны. Однако, если мы рассмотрим один временной срез модели, мы увидим, что оно соответствует вероятностному смешанному распределению смеси с плотностями компонент, заданными $p(x|z)$. Поэтому его можно также интерпретировать как расширение смешанной модели, в которой выбор компонента смеси для каждого наблюдения не выбирается независимо, а зависит от выбора компонента для предыдущего наблюдения. НММ широко используется в распознавании речи, моделировании естественного языка, он-лайн распознавание рукописного ввода, анализу биологических последовательностей, таких как белки, ДНК и т.п.. Как и в случае стандартной модели смеси, скрытые переменные являются дискретными многочленными переменными z_n , описывающими, какая компонента смеси отвечает за генерирование соответствующего наблюдения.

Мы определяем распределение вероятности z_n в зависимости от состояния предыдущей скрытой переменной z_{n-1} через условное распределение $p(z_n | z_{n-1})$. Поскольку скрытые переменные являются K -мерными двоичными переменными, это условное распределение соответствует таблице чисел, которую мы обозначаем A , элементы которой известны как вероятности перехода. Они задаются $A_{jk} \equiv p(z_{nk} = 1 | z_{n-1,j} = 1)$, а так, как они являются вероятностями, они удовлетворяют условиям $0 \leq A_{jk} \leq 1$ и $\sum A_{jk} = 1, k=1, K$, так что матрица A имеет $K(K-1)$ независимых параметров.

Матрицу перехода иногда иллюстрируют диаграммой, рисуя состояния как узлы на диаграмме перехода состояния, как показано на рисунке 10 для случая $K = 3$. Подчеркнем, что узлы не являются отдельными переменными, а состояниями одной переменной, поэтому мы показали состояния как прямоугольники, а не кружки.

Таким образом, мы имеем модель, чьи скрытые переменные имеют три возможных состояния. Иногда полезно использовать диаграмму перехода состояний, показанную на рисунке 10, и разворачивать ее со временем.

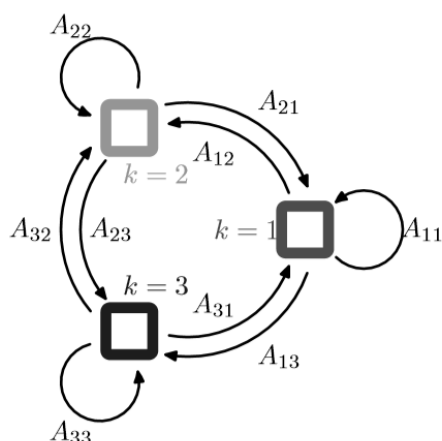


Рисунок 10 – Диаграмма перехода для модели с $K=3$.

Черные линии обозначают элементы переходной матрицы A_{jk} .

Если развернуть диаграмму перехода состояний на рис. 10 с течением времени, мы получим решетчатое представление скрытых состояний. Каждый столбец этой диаграммы соответствует одной из скрытых переменных Z_n .

Это дает альтернативное представление переходов между скрытыми состояниями, известными как решетчатая диаграмма, и конкретная диаграмма показана для случая скрытой марковской модели на рисунке 11.

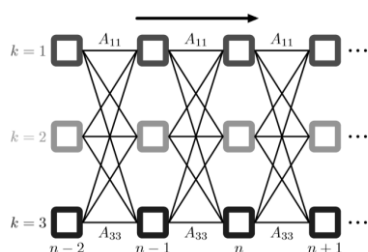


Рисунок 11 – . Развернутая диаграмма перехода для модели с $K=3$.

Реализованные алгоритмы определения параметров модели скрытых цепей Маркова

Одной из основных практических задач трейдинга на рынке акций является прогнозирование цен. Оно используется для принятия решения об открытии и закрытии позиции и для количественной оценки ценовых рисков.

Поэтому любая торговая система на фондовом рынке состоит из 3 основных функциональных блоков: блок прогнозирования цен и выработки сигналов к открытию / закрытию позиций; блок управления капиталом; блок управления рисками.

В качестве исследуемых данных использовались значения котировок индекса Доу-Джонса за 2016 год. Прогноз на следующий временной интервал (следующий день) осуществлялся на основе следующих двух алгоритма.

Алгоритм А.

а) Задаем файл исходных данных;
б) Определяем количество исходных точек (N) и число состояний (quantityInterv); Готовим массив последовательности (preData) с длиной, равной количеству исходных точек, con – матрица с quantityInterv строк и quantityInterv столбцов. Выполняем обнуление матриц.

в) Переменная quantityInterv определяет количество интервалов, на которые будет разделена исходная последовательность данных и рассчитывается как остаток от деления количества исходных точек N на число состояний k ;

г) С помощью цикла определяем количество точек, попавших в каждый интервал, остаток разбрасывается в первые интервалов;

д) Далее устанавливаем границы интервалов и выполняем разброс выходных данных согласно установленным ранее границам;

е) Вычисляем вероятности перехода из одного состояния в другое;

ж) Выбирается кластер состояний максимального размера, то есть группа соседних состояний с максимальной вероятностью, на основе которого рассчитывается прогнозируемое значение на следующий временной интервал и вероятности изменения курса акций.

Алгоритм Б

Во втором варианте расчета весь диапазон изменения сигнала:

а) разбивается на интервалы определенной ширины (interv), начиная от минимального (MIN) уровня и завершая максимальным (MAX), каждый интервал считается состоянием Марковской цепи, и характеризуется численным значением;

б) сдвиг для разделения на интервалы определяем как разницу между минимальным и максимальным значениями разделенную на число состояний;

в) определяем начальное и конечное значение интервалов, что позволит включить первое и последнее значение исходной выборки при расчетах;

г) далее с помощью рассчитанного

ранее сдвига определяем границы интервалов, подсчитывается количество точек, попавших в каждый интервал, на основе этой информации определяются вероятности перехода из одного состояния в другое и строится матрица переходных вероятностей. Для прогнозирования следующего ценового уровня определяем, в каком состоянии попало это значение, берем вычисленные на предыдущем шаге вероятности переходов из этого состояния, взвешиваем по этим вероятностям значения приращений и получаем прогнозируемое значение. Примеры расчетов в системе КСИКР представлены ниже.

Модели параметрического класса

Важное различие между статистическими процедурами связано с параметрическими и непараметрическими моделями. Можно представить данные как исходящие из модели, обычно неизвестной, которая определяется рядом коэффициентов или параметров (парадигма Фишера). В этом контексте статистический анализ по существу угадывает, какие параметры модели создают наблюдаемые данные. Для достижения этой цели необходимо выбрать модель и оценить соответствующие параметры. Примерами этих процедур являются модели авторегрессионного скользящего среднего (ARMA). Для указания параметрической модели можно предоставить вектор параметров $\theta = (\theta_1, \dots, \theta_p)$ и пространство параметров Θ , такое, что $\theta \in \Theta$. Заметим, что размерность параметра θ конечна и равна p . В качестве иллюстрации рассмотрим простую модель

$$y_t = \varepsilon_t + \beta \varepsilon_{t-1},$$

где $\{\varepsilon_t\}$ - последовательность белого шума, а β - одномерный параметр. Это пример так называемых моделей скользящего среднего. В этом случае модель может быть задана двумерным вектором $\theta = (\beta, \sigma)$, где σ - стандартное отклонение белого шума. Кроме того, пространство параметров задается $\Theta = (R, R^+)$, где R^+ обозначает положительные вещественные числа. Обобщение этой простой модели мы имеем рассматривая несколько параметров

$$y_t = \varepsilon_t + \beta_1 \varepsilon_{t-1} + \beta_2 \varepsilon_{t-2} + \dots + \beta_q \varepsilon_{t-q},$$

которая обозначается как модель скользящего среднего MA (q).

В этом случае вектор параметра $\theta = (\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_q, \sigma)$.

Еще более общее расширение позволяет коэффициентам β_j зависеть от конкретного конечномерного параметра, $\beta_j(\theta)$ и можем записать

$$Y_t = \sum \beta_j(\theta) \varepsilon_{t-j}, j=0, +\infty.$$

В этом случае, хотя имеем бесконечное число коэффициентов $\beta_j(\theta)$, модель будет параметрической, так как они зависят от конечномерного параметра θ .

Накладывая субъективной параметрической модели на наблюдаемые данные чревато неправильными выводами и на это обращал внимание Ивахненко в связи с разработкой метода МГУА.

Далее мы приводим пример из работы [16], который показывает принципиальные трудности при использовании параметрических моделей и в частности общую ограниченность метода последовательного выделения периодических компонент при идентификации параметров квазипериодических последовательностей.

Так с помощью метода наименьших квадратов зачастую выделяют основную периодическую компоненту и далее последовательно определяют характеристики следующих по важности периодических составляющих, для которых исходными данными является временной ряд, получаемый из исходной последовательности путем вычитания найденных ранее компонент.

Однако простой пример показывает недостатки использования этого подхода. Так рассматривая сумму двух периодических последовательностей $\sin(x) + \sin(x/\sqrt{3})$ на рисунке 12, мы можем сказать, что она является квазипериодической, но не периодической [17, с. 219].

Последний математический факт указывает на невозможность нахождения точного определения параметров квазипериодической последовательности линейной комбинацией с периодическими компонентами.

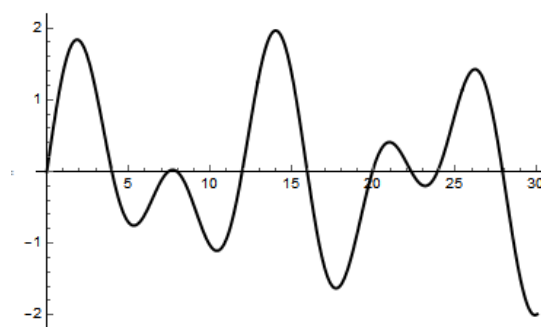


Рисунок 12 – $Y(x) = \sin(x) + \sin(x/\sqrt{3})$

Если мы попытаемся определить ряд значений функции $Y(x) = \sin(x) + \sin(x/\sqrt{3})$ при $x=1,30$ моделью $Y_1(x) = A + B \cos(w \cdot x) + C \sin(w \cdot x)$, получим следующие результаты $A = 0.0416901$, B

= 1.0068, $C = -0.37931$, $w = 1.02416$ и дисперсия равна 14.5888. График ошибки идентификации $Y(x) - Y_1(x)$ представлен на рисунке 13а.

Находим далее для ряда значений последовательности $Y(x) - Y_1(x)$ параметры ее модели $Y_2(x) = A_2 + B_2 \cdot \cos(w_2 \cdot x) + C_2 \cdot \sin(w_2 \cdot x)$. Имеем следующие результаты $A_2 = -0.0368$, $B_2 = 0.00751$, $C_2 = 0.9486$, $w_2 = 0.576$ и дисперсия равна 0.6668. График ошибки идентификации $Y(x) - Y_1(x) - Y_2(x)$ представлен на рисунке 13б.

Заметим, что точные частоты исходной последовательности равны 1 и 0.57735, а следуя последовательной методике, мы получили 1.02416 и 0.576 с гораздо большей дисперсией. Основным вывод анализа этого примера, что следуя указанному выше подходу, мы не получим точных значений частот для подобного рода последовательностей (это возможно только для подобранных специальным образом данных).

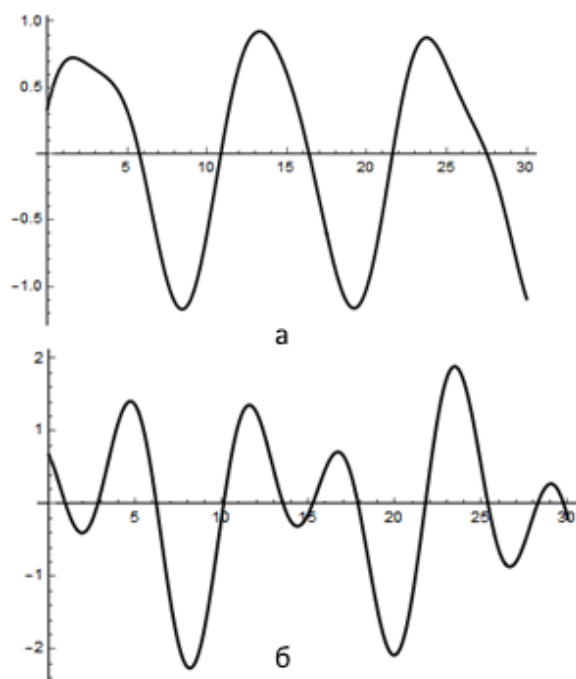


Рисунок 13 – Ошибка: а) $Y(x) - Y_1(x)$
б) $Y(x) - Y_1(x) - Y_2(x)$

Если мы сразу находим параметры модели с дополнительным ограничением $w > w_2$, $A + B \cdot \cos(wx) + C \cdot \sin(wx) + B_2 \cdot \cos(w_2x) + C_2 \cdot \sin(w_2x)$, то получаем почти идеальные значения $A = -3.25763 \cdot 10^{-11}$, $B = 1.0$, $C = 5.2498 \cdot 10^{-10}$, $w = 1.0$, $B_2 = 1.0$, $C_2 = -5.31027 \cdot 10^{-9}$, $w_2 = 0.57735$ и дисперсия равна $1.74939 \cdot 10^{-16}$.

График ошибки идентификации представлен на рисунке 14 и обратим внимание на масштаб.

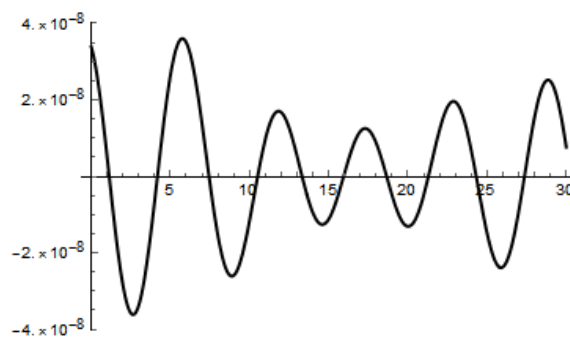


Рисунок 14 – Ошибка идентификации

В случае, когда для различения компонент с частотами w, w_2 используем ограничение по амплитудам $B^2 + C^2 > B_1^2 + C_1^2$ для определения параметров модели $A + B \cdot \cos(wx) + C \cdot \sin(wx) + B_2 \cdot \cos(w_2x) + C_2 \cdot \sin(w_2x)$, сразу приведем сравнение ошибок идентификации на рисунке 15 (вторая линия, график $Y(x) - Y_1(x) - Y_2(x)$ на рис. 13б), согласно которому различие результатов не так существенно.

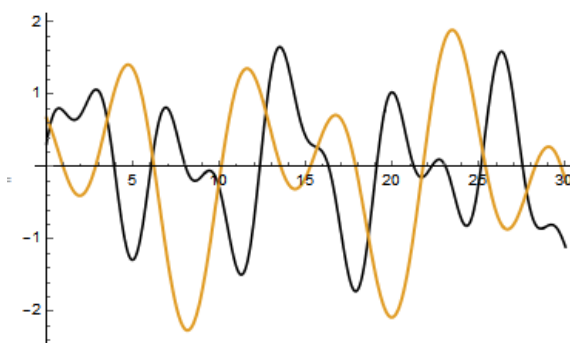


Рисунок 15 – Сравнение ошибок

Вышеизложенное указывает, что использование методики последовательного выделения параметрических периодических составляющих возможно при хорошем знании специфики проблемной области.

Выводы

В статье был выполнен обзор и сравнение методов исследования, получения характеристик и прогноза квазипериодических временных рядов.

На основе этих методов и алгоритмов была построена компьютерная система исследования и прогноза квазипериодических рядов на базе математического пакета Wolfram Mathematica. Система КСИКР объединяет в себе уже существующие программные разработки в математическом пакете Wolfram Mathematica(к

примеру, вейвлетные преобразования[13-15],18) и разработанные собственные модели прогноза квазипериодических временных рядов.

В системе КСИКР реализована возможность получения самых последних данных о более чем 4 тысячах финансовых показателей 88 тысяч различных компаний. Данные поступают через Интернет, данная возможность реализована благодаря конструкции сверхвысокого уровня – FinancialData. Данная конструкция позволяет получить данные по акциям, валютным курсам, индексам и другим финансовым инструментам.

Использование полученной программной системы позволяет разносторонне проанализировать и спрогнозировать самые актуальные данные различных мировых компаний, что позволит различным предприятиям и фирмам оптимизировать динамику и курс своего развития. Некоторые выходные результаты системы представлены на рис.16-

Система КСИКР может быть адаптирована для обработки метеорологических данных предоставляемых другой конструкцией сверхвысокого уровня – WeatherData.

Приведённая выше конструкция предоставляет текущие и исторические данные о погоде со всех стандартных метеорологических станций по всему миру.

Система может быть расширена для обработки данных других сфер деятельности человека, как социальные, гидрологические и т.п.

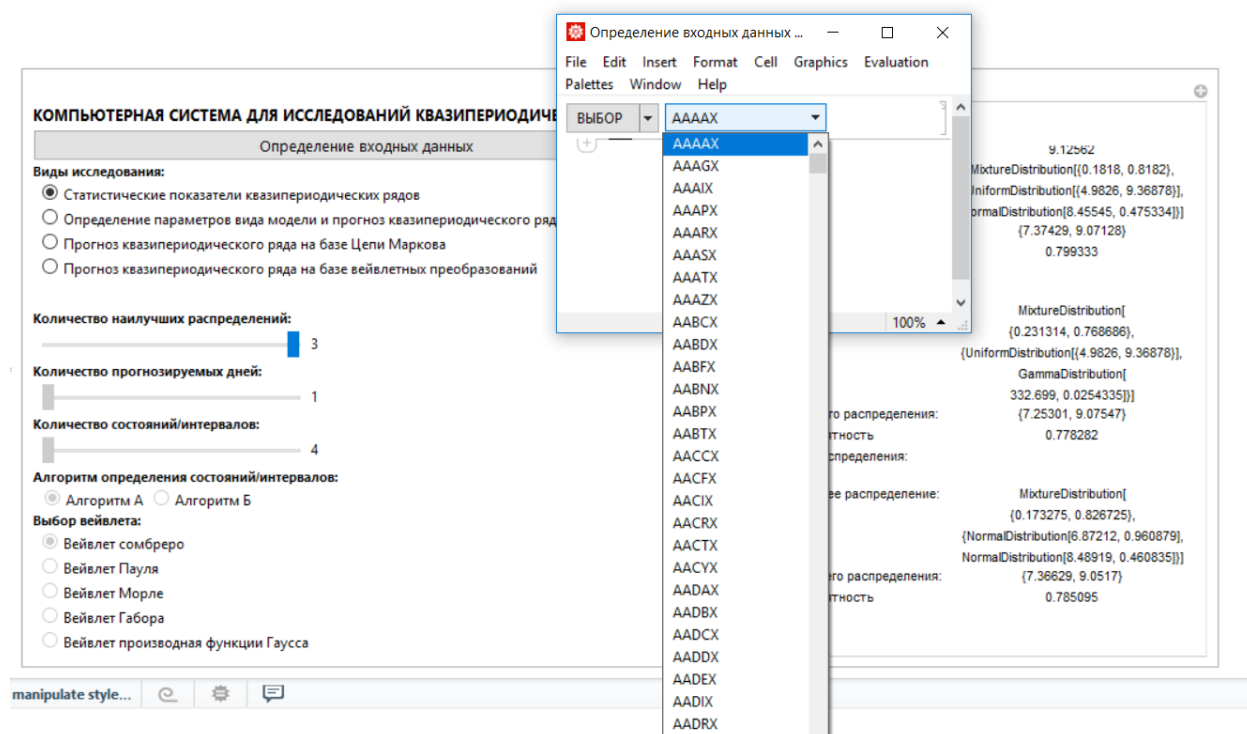


Рисунок 16 – Определение входных данных в FinancialData в системе КСИКР

Момент:	66.9801	Момент:	114.137
Квантиль:	9.12562	Квантиль:	17.68
Первое наилучшее распределение:	MixtureDistribution[{0.0798162, 0.522568, 0.397616}, {NormalDistribution[5.76167, 0.371431], NormalDistribution[7.99578, 0.533473], NormalDistribution[8.79783, 0.281349]}]	Первое наилучшее распределение:	MixtureDistribution[{0.393597, 0.334239, 0.272163}, {NormalDistribution[6.3282, 1.22664], LogNormalDistribution[2.21965, 0.140711], GammaDistribution[51.2645, 0.310465]}]
Диапазон первого распределения:	{7.22774, 9.045}	Диапазон первого распределения:	{5.74533, 14.1136}
Вероятность первого распределения:	0.792668	Вероятность первого распределения:	0.660336
Второе наилучшее распределение:	MixtureDistribution[{0.0870113, 0.386856, 0.526132}, {NormalDistribution[5.8409, 0.450936], NormalDistribution[7.82757, 0.424426], LogNormalDistribution[2.16764, 0.0351296]}]	Второе наилучшее распределение:	MixtureDistribution[{0.135685, 0.571607, 0.292708}, {NormalDistribution[5.2165, 0.591485], NormalDistribution[8.14344, 1.58989], NormalDistribution[15.6022, 2.44031]}]
Диапазон второго распределения:	{7.2275, 9.04526}	Диапазон второго распределения:	{5.74719, 14.1119}
Вероятность второго распределения:	0.796277	Вероятность второго распределения:	0.638467
Третье наилучшее распределение:	MixtureDistribution[{0.134793, 0.361276, 0.503931}, {UniformDistribution[5.03606, 9.41142], NormalDistribution[7.83819, 0.421823], LogNormalDistribution[2.16724, 0.0347606]}]	Третье наилучшее распределение:	MixtureDistribution[{0.372009, 0.552613, 0.0753776}, {UniformDistribution[4.22089, 21.4076], LogNormalDistribution[2.01612, 0.251654], GammaDistribution[130.465, 0.120737]}]
Диапазон третьего распределения:	{7.40445, 9.01462}	Диапазон третьего распределения:	{5.80461, 14.6704}
Вероятность третьего распределения:	0.814505	Вероятность третьего распределения:	0.659619

Рисунок 17 – Вывод статических показателей квазипериодических рядов в системе КСИКР для двух разных компаний

```

ftype = 2,
tsm = TimeSeriesModelFit[preData];
      [поиск модели временного ряда]
forecast = TimeSeriesForecast[tsm, {switchsecond}];
      [прогнозировать значение временного ряда]
normforecast = Normal[forecast];
      [нормальное выражение]
result = {Grid[{{"Модель временного ряда: ", tsm}},
      [таблица]
      ItemStyle -> {Black, 10, Italic}},
      [стиль элемента [чёрный] [курсив]
ListPlot[Flatten[preData], forecast],
      [диаграмма] [уплостить]
      Joined -> True, Filling -> Bottom}},
      [соединить] [истина] [заливка] [низ]

```

Рисунок 18 – Реализация исследования определение параметров вида модели и прогноз квазипериодического ряда в системе КСИКР

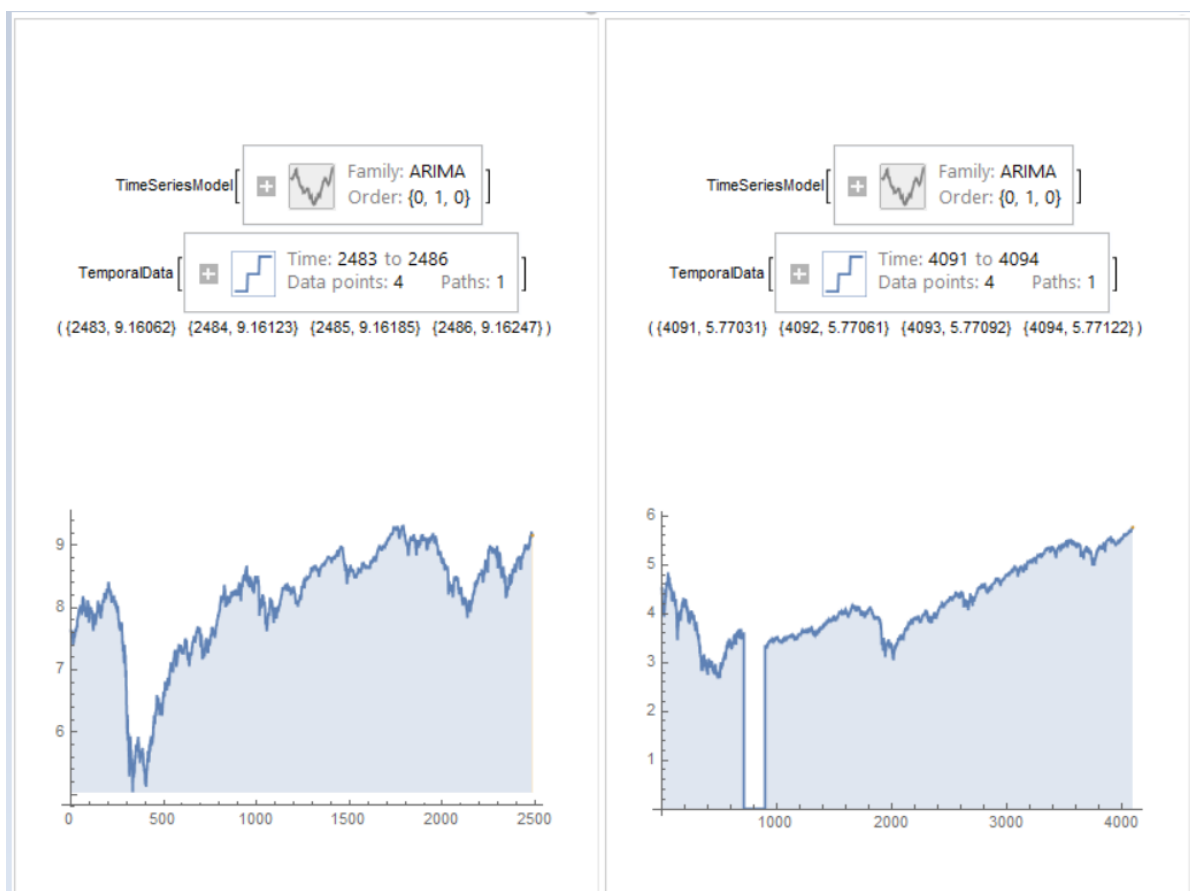


Рисунок 19 – Вывод определения параметров вида модели и прогноза квазипериодического ряда в системе КСИКР для двух разных компаний



Рисунок 20 – Результаты прогнозирования квазипериодического ряда на базе цепи Маркова по алгоритму А в системе КСИКР для двух разных компаний

Вероятность попадания в интервал: 0.0651558
Нижняя граница: 8.66863
Верхняя граница: 8.95191

Вероятность попадания в интервал: 0.934844
Нижняя граница: 8.95191
Верхняя граница: 9.33332

$$\begin{pmatrix} 85 & 4 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 89 & 89 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 2 & 314 & 29 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 51 & 357 & 357 & 23 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 26 & 306 & 355 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 355 & 355 & 355 & 19 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 22 & 314 & 355 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 355 & 355 & 355 & 18 & 25 \\ 0 & 0 & 0 & 18 & 318 & 361 & 31 \\ 0 & 0 & 0 & 361 & 361 & 361 & 7 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 11 & 31 & 90 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 180 & 36 & 23 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 23 & 330 \\ & & & & & 353 & 353 \end{pmatrix}$$

Вероятность попадания в интервал: 0.0224525
Нижняя граница: 4.6898
Верхняя граница: 5.31315

Вероятность попадания в интервал: 0.977547
Нижняя граница: 5.31405
Верхняя граница: 5.78

$$\begin{pmatrix} 127 & 8 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 135 & 135 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 205 & 543 & 19 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 767 & 767 & 767 & 8 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 2 & 181 & 8 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 65 & 195 & 195 & 23 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 583 & 583 & 583 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 23 & 561 & 15 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 599 & 599 & 599 & 8 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 585 & 65 & 585 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 585 & 13 & 566 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 579 & 579 \end{pmatrix}$$

Рисунок 21 – Результаты прогнозирования квазипериодического ряда на базе цепи Маркова по алгоритму Б в системе КСИКР для двух разных компаний

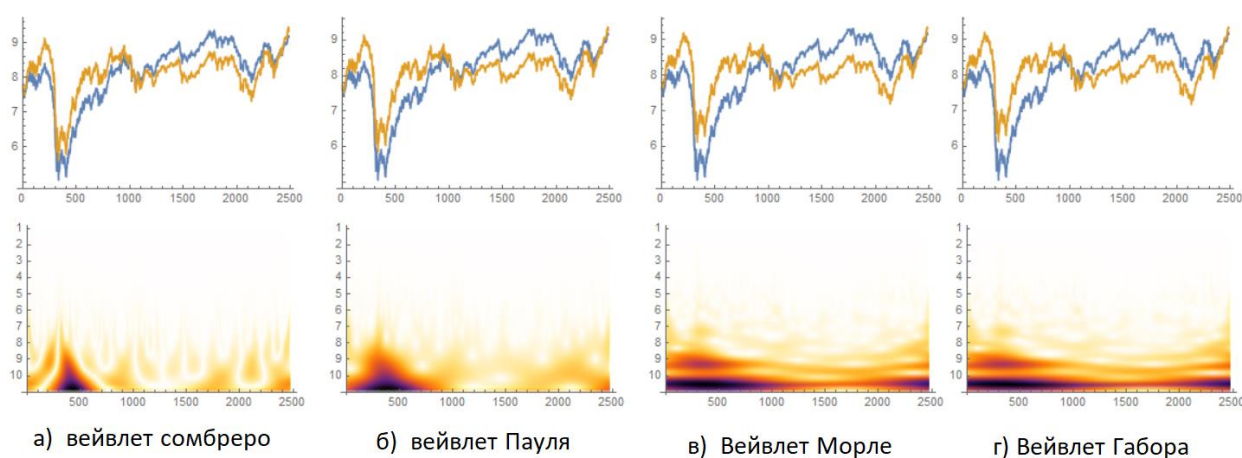


Рисунок 22 – Результаты прогнозирования квазипериодического ряда на базе вейвлетных преобразований в системе КСИКР для первой компании

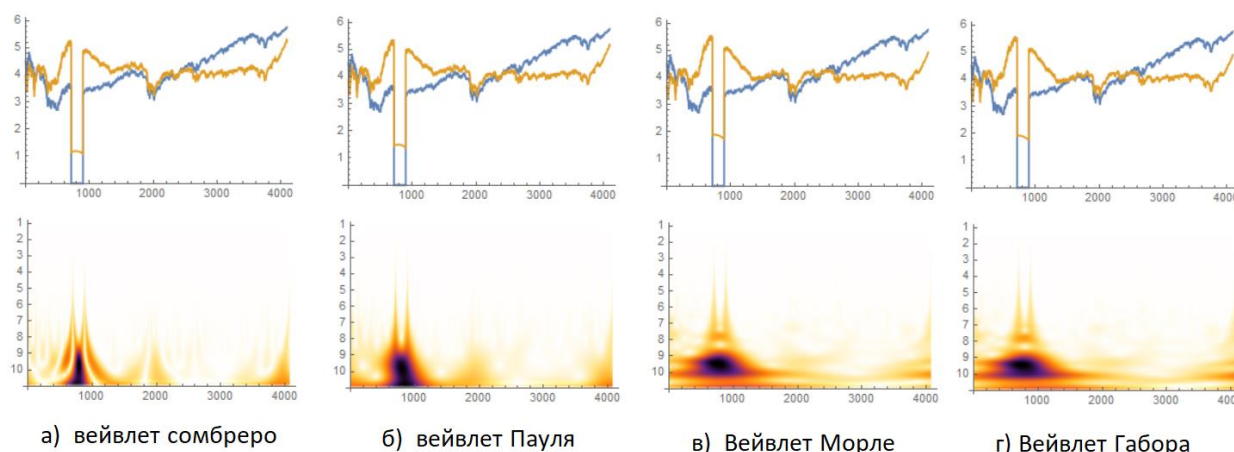


Рисунок 23 – Результаты прогнозирования квазипериодического ряда на базе вейвлетных преобразований в системе КСИКР для второй компании

Литература

1. Palma, W. Time series / W. Palam // Published by John Wiley & Sons, Inc., Hoboken, New Jersey, 2016
2. Канторович, Г. Г. Анализ временных рядов / Г. Г. Канторович // Экономический журнал ВШЭ, № 1, 2002. С.85-103
3. Montgomery, D. C. Introduction to Time Series Analysis and Forecasting./ D. C. Montgomery, C. L. Jennings, M. Kulanci.; Published by John Wiley & Sons, Inc. . Hoboken. New Jersey.
4. Медведев, Г. А. Практикум на ЭВМ по анализу временных рядов [Электронный ресурс] / Г. А. Медведев, В .А. Морозов; Учебное пособие. — Электрон. текст. дан. (1780 кб). — Мн.: “Электронная книга БГУ”, 2003. — Режим доступа: <http://anubis.bsu.by/publications/elresources/Applied Mathematics/morozov.pdf>
5. Brockwell, Peter J. Introduction to time series and forecasting / Peter J. Brockwell and Richard A. Davis.—2nd ed. p. cm. — (Springer texts in statistics), © 2002, 1996 Springer-Verlag New York, Inc.
6. Индекс Dow Jones: архив значений, экспорт в Excel, построение графиков [Электронный ресурс] – 2017 – Режим доступа: <http://investfunds.ua/markets/indicators/index-dow-jones> – Загл. с экрана].
7. График среднемесячных чисел Вольфа [Электронный ресурс] – 2017 – Режим доступа: <http://meteo-dv.ru/geospace/AverageMonthW> – Загл. с экрана].
8. Ежедневные числа Вольфа [Электронный ресурс] – 2017 – Режим доступа: http://www.gao.spb.ru/database/csa/daily_wolf_r.html 1 – Загл. с экрана].
9. Sunspot Nuber [Электронный ресурс] – 2017 – Режим доступа: <http://www.sidc.be/silso/datafiles> – Загл. с экрана].
10. Мировой продукт как опережающий показатель индекса цен на нефть по циклам солнечной активности [Электронный ресурс] – Режим доступа: <http://perfume007.livejournal.com/21002.html> – Загл. с экрана]. – (08.01.17)
11. Time-series Forecasting Methods [Электронный ресурс] – 2017 – Режим доступа: <http://www.ipredict.it/ForecastingMethods/> – Загл. с экрана].
12. Bishop, C. M. Pattern Recognition and Machine Learning. / C. M. Bishop; © 2006 Springer Science+Business Media, LLC
13. Дремин, И. М. Вейвлеты и их использование / И. М. Дремин, О. В. Иванова, В. А. Нечитайло // Успехи физических наук, 2001. – Том 171, №5. – С. 465-501
14. Яковлев, А. Н. Введение в вейвлет-преобразования: учеб. Пособие / А. Н. Яковлев, – Новосибирск: Изд-во НГТУ, 2003. – 104 с.
15. Астафьева, Н. М. Вейвлет-анализ: основы теории и примеры применения / Н. М. Астафьева // Успехи физических наук, 1996. – Том 166, №11. – С. 1145-1170
16. Андрюхин, А. И. Компьютерный анализ

свойств решений ряда задач/ А. И. Андрюхин // Системный анализ в науках о природе и обществе, Донецк, ДонНТУ, №1(4)-2(5)'2013. – С.39-45.

17. Гелбаум, Б. Контрпримеры в анализе. / Б. Гелбаум, Дж. Олмстед, – М.: Мир. – 1967.

18. Fractals, Wavelets, and their Applications. Contributions from the International Conference and

Workshop on Fractals and Wavelets. / C. Bandt , M, Barnsley, R. Devaney, K. J. Falconer, V. Kannan , V. Kumar. – Editors. Springer International Publishing Switzerland 201

Andruckin A.I., V.S.Marchenko. Computer research and forecast of quasiperiodic series. In this work, we review the methods and algorithms of the study, obtain characteristics and forecast quasiperiodic time sequences. A software system for studying, determining the properties and prognosis of quasiperiodic series (CSIQS) is constructed. Wolfram Mathematica is the basis for building CSIQS. The main attention is paid to the software implementation of such models and methods of investigation of quasiperiodic series, such as hidden Markov chains and wavelet transformations. The well-known fact that the sum of periodic functions may not be a periodic function is considered. Examples of calculations and the basic structure of CSIQS are presented.

Keywords: quasi-periodic series, forecast, hidden Markov chains, wavelet, Wolfram Mathematica.

Андрюхин А.И., В.А.Марченко. Компьютерное исследование и прогноз квазипериодических рядов. В работе выполнен обзор методов и алгоритмов исследования, получения характеристик и прогноза квазипериодических временных последовательностей. Построена программная система исследования, определения свойств и прогноза квазипериодических рядов(КСИКР). Wolfram Mathematica является базой для построения КСИКР. Основное внимание уделено программной реализации таких моделей и методов исследования квазипериодических рядов, как скрытые цепи Маркова и вейвлетные преобразования. Выполнен анализ известного факта, что сумма периодических функций может не быть периодической функцией. Представлены примеры расчетов и основная структура КСИКР.

Ключевые слова: квазипериодические ряды, прогноз, скрытые цепи Маркова, вейвлет, Wolfram Mathematica.

Статья поступила в редакцию 21.4.2017

Рекомендована к публикации д-ром физ.-мат. наук А.С. Миненко

УДК 004.7

Исследование UDP-трафика в среде Matlab Wavelet Toolbox

Д.В. Бельков, Е.Н. Едемская

Донецкий национальный технический университет
belkov65@list.ru

Бельков Д.В., Едемская Е.Н. Исследование UDP-трафика в среде Matlab Wavelet Toolbox. Многочисленные исследования пакетного трафика компьютерных сетей свидетельствуют, что это – фрактальный процесс и его Марковские модели неэффективны. Поэтому важной научной задачей является анализ современного сетевого трафика. Данная статья представляет результаты анализа UDP-трафика, выполненные в среде Matlab Wavelet Toolbox.

Ключевые слова: фрактальный трафик, вейвлет-преобразование сигнала, самоподобие.

Введение

Исследования, проведенные за последние двадцать лет учеными разных стран, позволяют утверждать, что трафик современных компьютерных сетей обладает особой структурой, не позволяющей использовать при проектировании методы, основанные на Марковских моделях. Игнорирование этих особенностей трафика приводит к недооценке нагрузки и к неоправданно оптимистическим решениям. В современном трафике проявляется эффект самоподобия. В трафике присутствуют сильные всплески на фоне низкого среднего уровня, что значительно увеличивает задержки и джиттер при прохождении самоподобного (фрактального) трафика через сеть, даже в случаях, когда средняя интенсивность трафика намного ниже потенциально достижимой скорости передачи в канале.

Фрактальные процессы относятся к процессам с длинной памятью, что позволяет предсказать их будущее, зная относительно недавнее прошлое. Прогнозирование трафика важно при разработке алгоритмов работы сетей для повышения качества обслуживания (QoS). Для провайдеров услуг прогнозирование загрузки сетей позволяет планировать их своевременное развитие. К настоящему времени показано, что фрактальной структурой обладает трафик в проводных сетях и сетях беспроводного доступа.

В связи с обнаружением фрактальной структуры трафика актуальность приобретают конструктивные методы исследования фрактальности и учет влияния самоподобия при передаче пакетного трафика [1-4].

В последние десятилетия при анализе процессов для разложения сигналов вместо

традиционных длинных синусоидальных волн успешно используются функции с графиком типа небольшой волны (вейвлет). Теория вейвлетов является мощной альтернативой анализу Фурье и дает более гибкую технику обработки негармонических сигналов. Одно из основных преимуществ вейвлет-анализа заключается в том, что он позволяет заметить хорошо локализованные изменения сигнала, тогда как анализ Фурье этого не позволяет. В коэффициентах Фурье отражается поведение сигнала за все время его существования [5-7].

Вейвлет-анализ для одномерного сигнала состоит из его разложения по иерархическому базису, составленному из солитоноподобных функций с помощью масштабных преобразований и переносов. Каждая из функций базиса характеризует, как определенную частотную составляющую сигнала, так и локализацию этой составляющей во времени. Таким образом, обеспечивается двумерная развертка исследуемого одномерного сигнала, а частота и момент времени рассматриваются в качестве независимых переменных. Этот подход дает возможность анализировать свойства сигнала одновременно во временном и частотном пространствах. Пространственно-временной спектр является важной характеристикой процессов в сложных нелинейных динамических системах при взаимодействии различных возмущающих факторов в широких диапазонах пространственно-временных частот.

Вейвлет-преобразование показывает внутреннюю структуру неоднородных потоков данных и позволяет обнаружить самоподобные свойства трафика. По оценкам, полученным с помощью вейвлет-анализа на коротких интервалах времени и с учетом

самоподобия можно выполнить прогноз состояния трафика на большие временные интервалы [8,9].

Целью данной статьи является анализ UDP-трафика для выявления его самоподобия. В работе решаются задачи исследования трафика с помощью дискретного и непрерывного вейвлет-преобразования. Анализ выполнен в среде Matlab Wavelet Toolbox.

Реализации трафика

Для изучения выбраны две реализации сетевого трафика [10], полученные в университете города Наполи (Италия). Согласно лицензии данные свободно доступны для анализа. Измерения проводились каждые 10

миллисекунд, получено свыше 12 000 отсчетов. В первом случае (ряд UDP_d512) измерялась задержка UDP-пакетов объемом 512 байт. Второй ряд (UDP_j512) – это измерения джиттера при передаче UDP-пакетов объемом 512 байт. Отправитель имел ADSL-доступ (640 Kbps), на стороне получателя - 100 Mbps Ethernet, операционная система Linux на каждой из сторон, скорость передачи 100 pps.

На маршруте прохождения пакета для процесса задержки можно выделить постоянную минимальную составляющую, обусловленную отсутствием очередей и переменную составляющую, возникающую из-за задержек в очередях. Задержка измеряется на стороне источника.

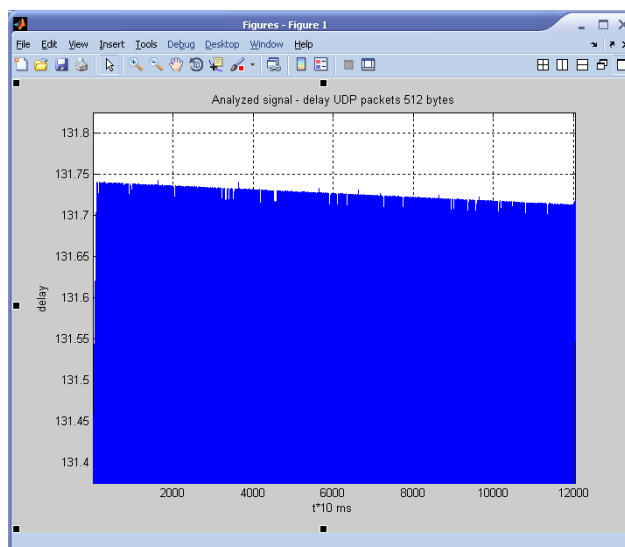


Рисунок 1 – Временной ряд UDP_d512

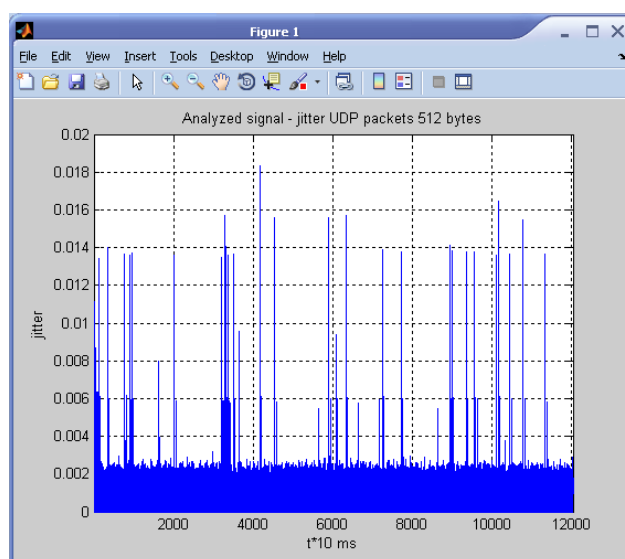


Рисунок 2 – Временной ряд UDP_j512

Она состоит из времени обработки, времени распространения, времени коммутации, времени ожидания в очереди. Изучаемые временные ряды показаны на рисунках 1 и 2. Нижний уровень задержки на рисунке 1 соответствует отсутствию очередей.

Дискретный вейвлет-анализ

В этом разделе выполнен дискретный вейвлет-анализ сетевого графика с использованием вейвлета `coif3` и при разложении сигнала до уровня 5. На рисунке 3 показаны

графики сигнала `UDP_d512` и вейвлет-коэффициентов. Колебания сигнала происходят с высокой частотой и не заметны на графике. Изучаемый сигнал `UDP_d512` есть сумма аппроксимирующих коэффициентов a_5 и детализирующих коэффициентов $d_1, d_2, \dots, d_5$. В верхней части рисунка 4 в одном окне изображен исследуемый сигнал и его аппроксимация после удаления Гауссовского шума (операция `De-noise`).

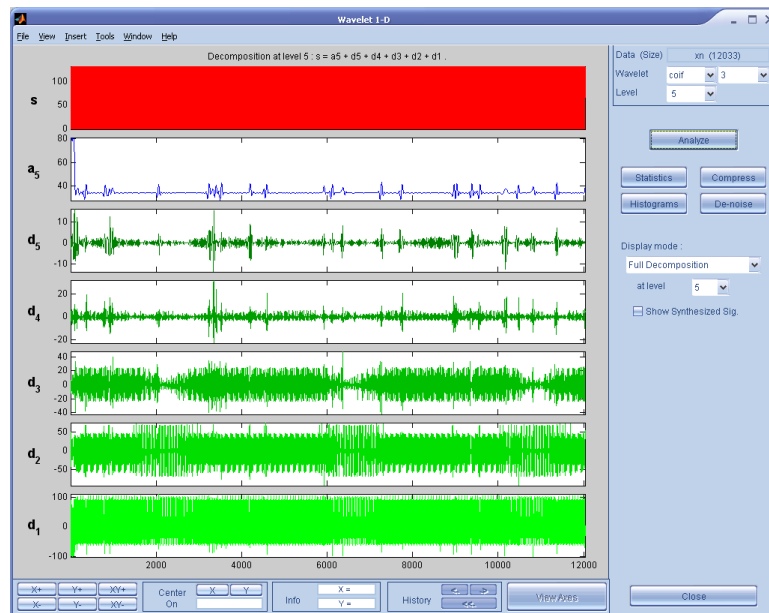


Рисунок 3 – Графики сигнала `UDP_d512` и вейвлет-коэффициентов

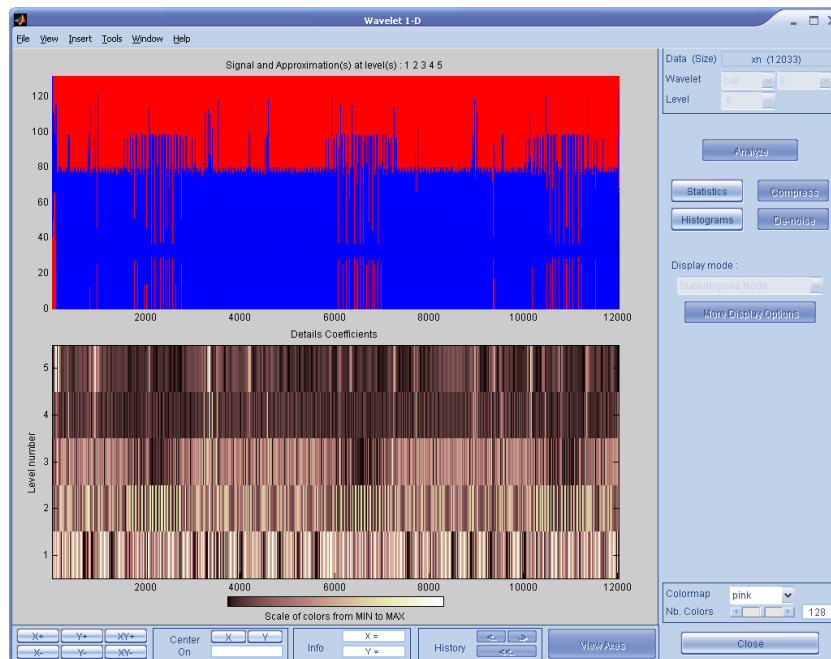


Рисунок 4 – Аппроксимация ряда `UDP_d512` и спектрограмма

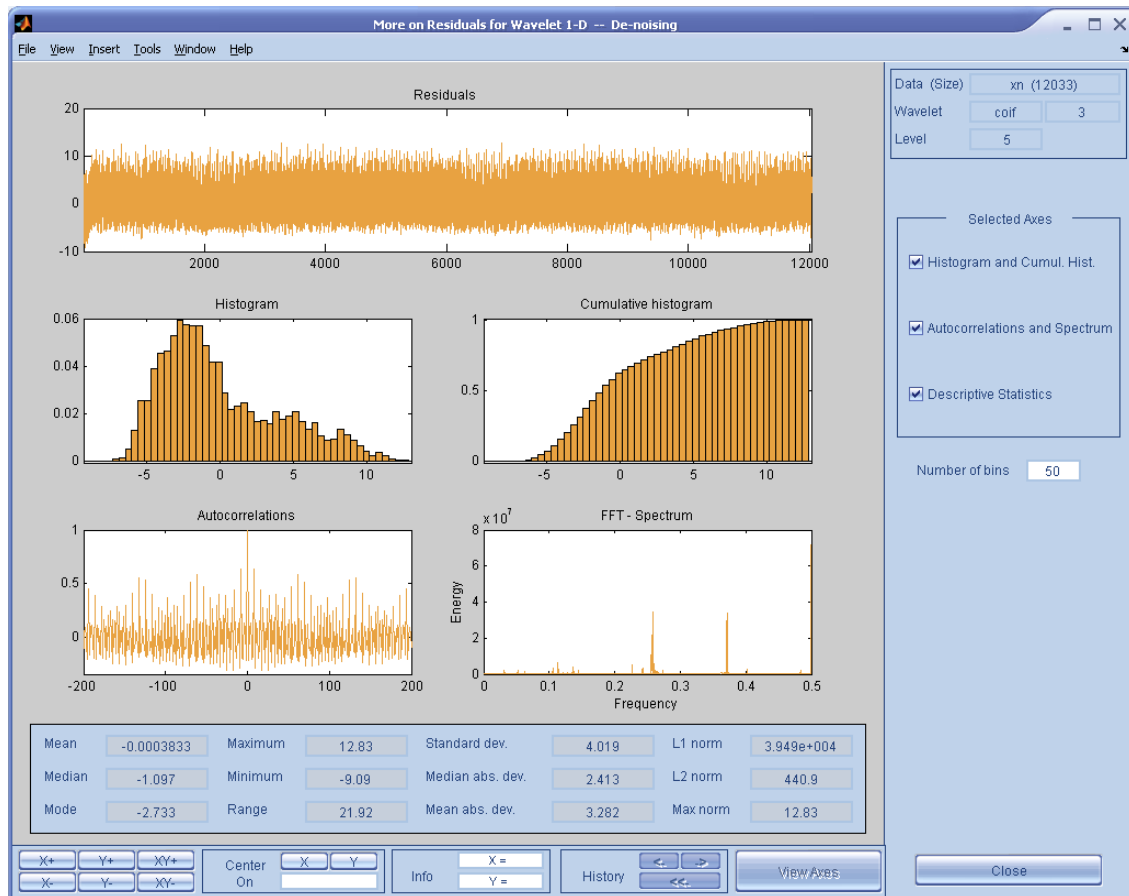


Рисунок 5 – Статистические характеристики ряда UDP_d512

В нижней части рисунка 4 показана спектрограмма дискретного вейвлет-преобразования. Видно, что сигнал UDP_d512 имеет колебательный характер и самоподобную структуру на всех пяти уровнях. На рисунке 5 сначала изображен график отливов между исходным сигналом и его аппроксимацией, затем приведены статистические характеристики ряда UDP_d512.

На рисунке 6 показаны графики сигнала UDP_j512 и вейвлет-коэффициентов. Изучаемый сигнал UDP_j512 есть сумма аппроксимирующих коэффициентов a_5 и детализирующих коэффициентов $d_1, d_2, \dots, d_5$. В

верхней части рисунка 7 показан исследуемый сигнал и его аппроксимация после удаления шума. В нижней части рисунка 7 показана спектрограмма дискретного вейвлет-преобразования. Сигнал UDP_j512 имеет колебательный характер и самоподобную структуру на всех пяти уровнях. На спектрограмме отчетливо видны резкие всплески сигнала. В верхней части рисунка 8 показан график отливов между исходным и аппроксимированным сигналами, ниже приведены статистические характеристики ряда UDP_j512.

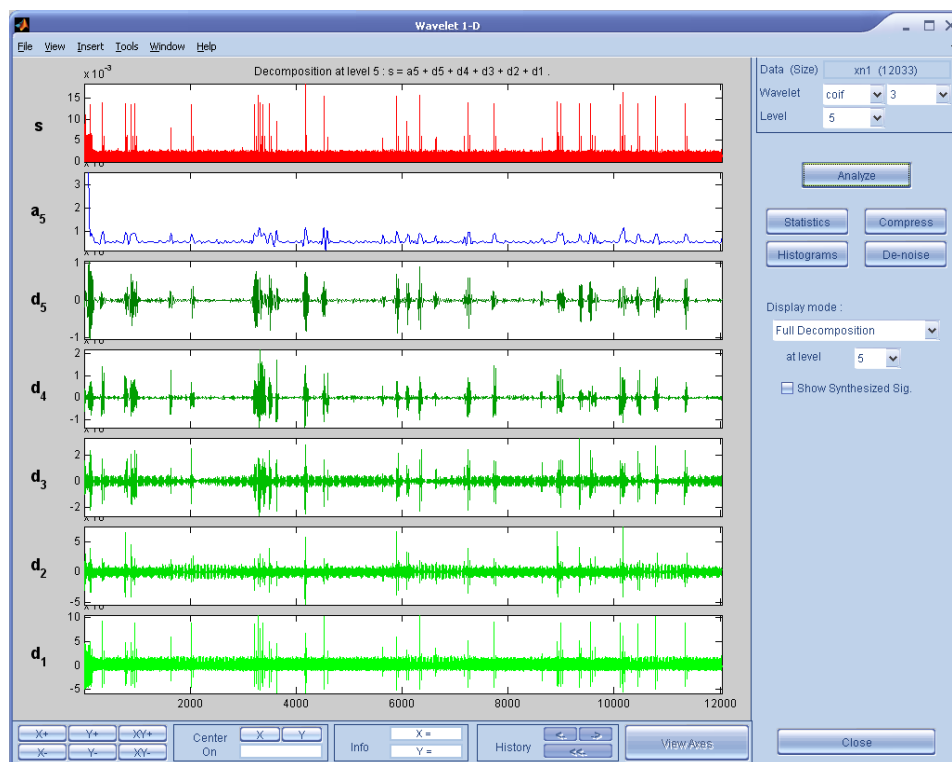


Рисунок 6 – Графики сигнала UDP_j512 и вейвлет-коэффициентов

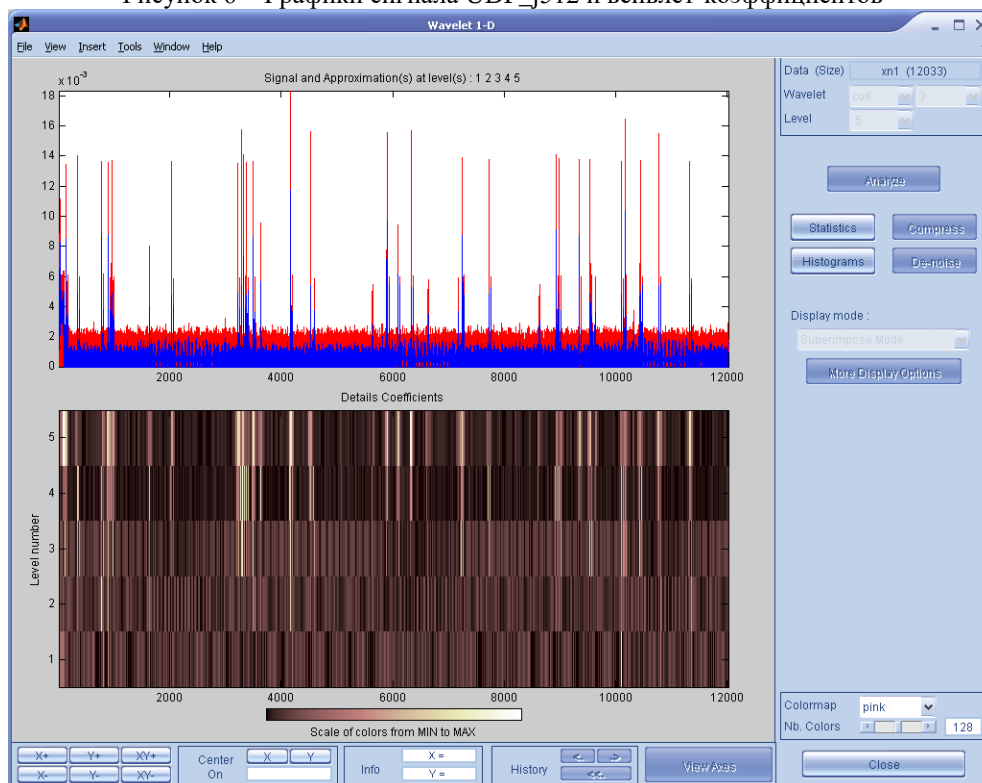


Рисунок 7 – Аппроксимация ряда UDP_j512 и спектрограмма

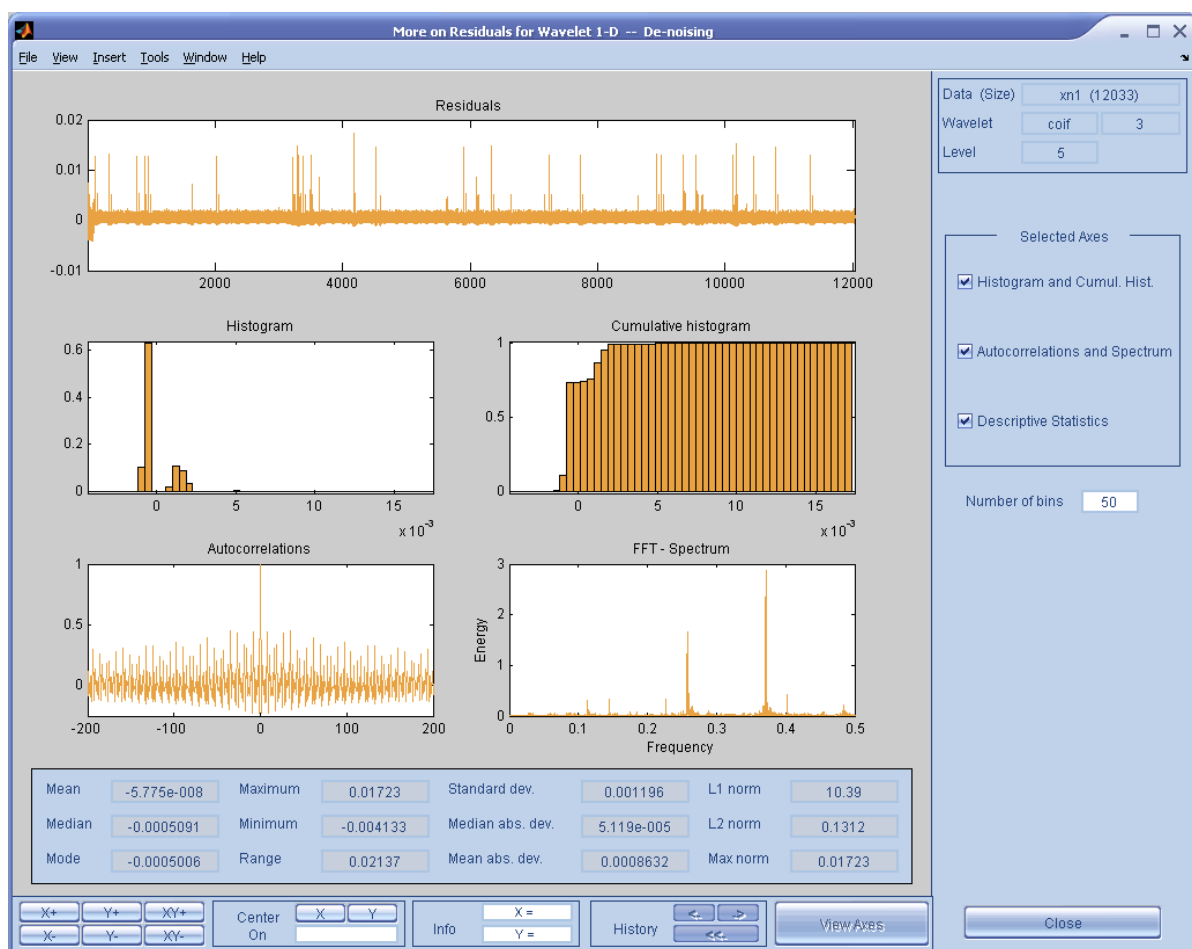


Рисунок 8 – Статистические характеристики ряда UDP_j512

Непрерывный вейвлет-анализ

В этом разделе выполнен непрерывный вейвлет-анализ сетевого трафика с использованием вейвлета *coif3*. На рисунке 9 показан график сигнала UDP_d512, его спектрограмма, график средней строки коэффициентов разложения на уровне $a=32$ и изображение локальных максимумов коэффициентов на каждом уровне масштаба от 1 до 64. На спектрограмме сигнала отчетливо просматривается его колебательный характер и самоподобная структура.

На рисунке 10 показан график сигнала UDP_j512, спектрограмма, график средней строки коэффициентов разложения на уровне $a=32$ и изображение локальных максимумов коэффициентов на каждом уровне масштаба от 1 до 64. На спектрограмме сигнала отчетливо

просматривается его колебательный характер и самоподобная структура.

Выводы

Для процессов передачи данных пакетным трафиком, характерно обнаруженное на практике свойство самоподобия. В связи с этой особенностью сетевых процессов актуальной является разработка конструктивных методов исследования современного трафика.

В данной работе выполнено дискретное и непрерывное вейвлет-преобразования для временных рядов [10] задержки и джиттера UDP-пакетов объемом 512 байт. С помощью вейвлет-анализа выявлен колебательный характер изучаемых сигналов и их самоподобная структура. Перспективным направлением исследований является вейвлет-анализ свойств потоков трафика реального времени.

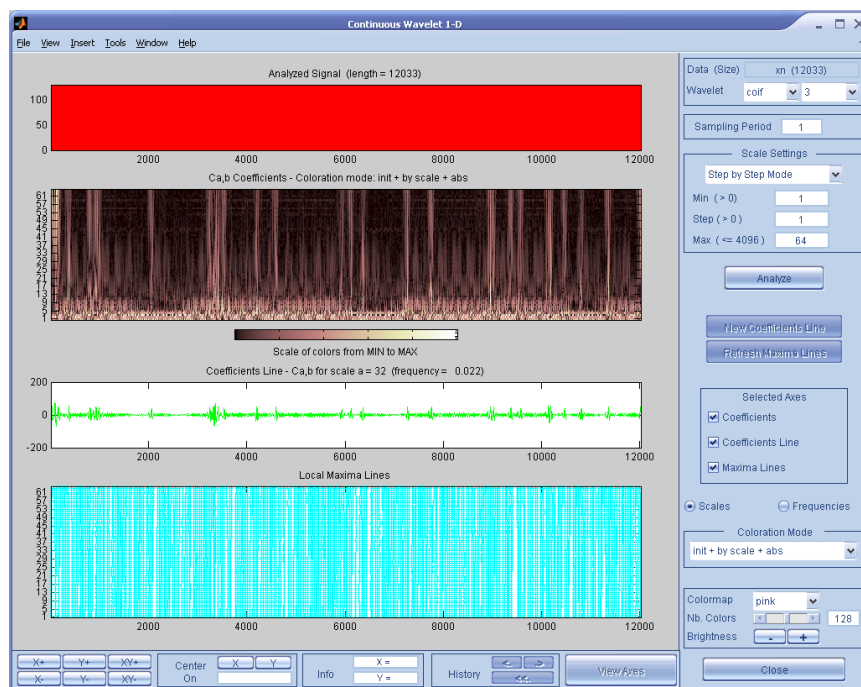


Рисунок 9 – Непрерывный вейвлет-анализ ряда UDP_d512

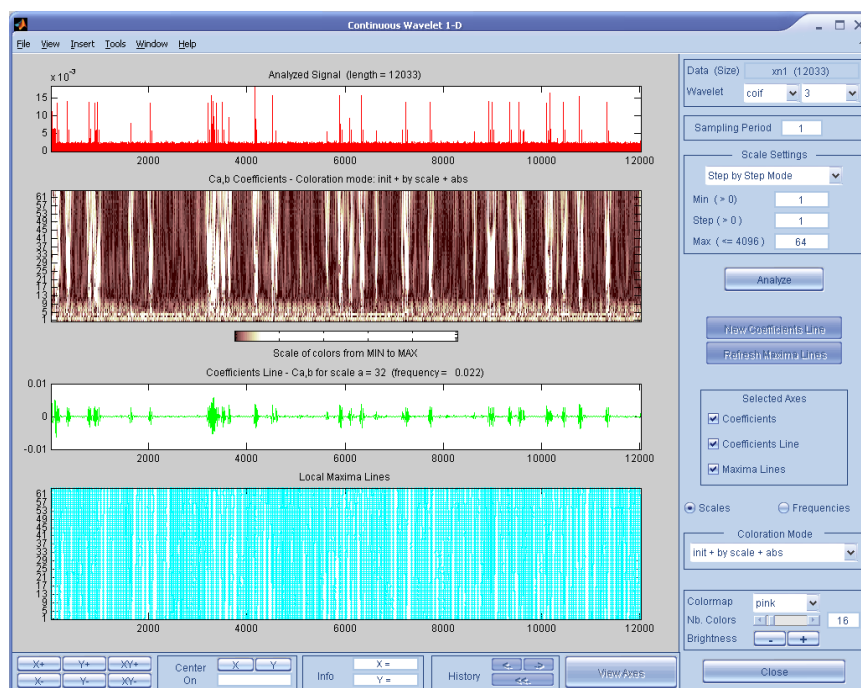


Рисунок 10 – Непрерывный вейвлет-анализ ряда UDP_j512

Литература

1. Величко В.В., Субботин Е.А., Шувалов В.П., Ярославцев А.Ф. Телекоммуникационные системы и сети. Том 3. - Мультисервисные сети. - Москва:
2. Park K. Self-Similar Network Traffic: An Overview. [Электронный ресурс], 2003. – Режим доступа: <http://pi.314159.ru/park1.pdf>
3. Городецкий А.Я., Заборовский В.С. Информатика. Фрактальные процессы в

- компьютерных сетях. – СПб.: СПбГТУ, 2000. – 102 с.
4. Шепухин О.И., Тенякшев А.М., Осин А.В. Фрактальные процессы в телекоммуникациях. Москва: Радиотехника, - 2003.- 480с.
 5. Смоленцев Н.К. Основы теории вейвлетов. Москва: ДМК Пресс, 2005. - 304 с.
 6. Добеши И. Десять лекций по вейвлетам. – М.: РХД, 2001. – 248 с.
 7. Короновский А.А., Храмов А.Е. Непрерывный вейвлетный анализ и его приложения. М.: Физматлит, 2003. — 176 с.
 8. Заборовский В.С. Протяженные стохастические и динамические процессы в компьютерных сетях: модели, методы анализа для систем защиты информации. [Электронный ресурс], 2007. – Режим доступа: <http://masters.donntu.edu.ua/2007/fvti/suhinin/lib/99.pdf>
 9. Бельков Д.В., Едемская Е.Н., Незамова Л.В. Статистический анализ сетевого трафика. 36. Научных работ ДонНТУ. Серия “Информатика, кибернетика, обчислювальна техніка”. Вип. 13 (185): - Донецьк: ДонНТУ.- 2011.- С. 66 -75.
 10. Network tools and traffic traces. [Электронный ресурс], 2007. – Режим доступа: <http://www.grid.unina.it/Traffic/Traces/ttraces.php>

Бельков Д.В., Едемская Е.Н. Исследование UDP-трафика в среде Matlab Wavelet Toolbox. Многочисленные исследования пакетного трафика компьютерных сетей свидетельствуют, что это – фрактальный процесс и его Марковские модели неэффективны. Поэтому важной научной задачей является анализ современного сетевого трафика. Данная статья представляет результаты анализа UDP-трафика, выполненные в среде Matlab Wavelet Toolbox.

Ключевые слова: фрактальный трафик, вейвлет-преобразование сигнала, самоподобие.

Belkov D.V., Edemskaya E.N. Research of UDP-traffic in the Matlab Wavelet Toolbox. Numerous researches of the packets traffic in the computer networks testify, what it - a fractal process and his Markov models are ineffective. An important scientific task is therefore been by the analysis of the modern network traffic. The given article presents the results of the analysis UDP-traffic, executed in the Matlab Wavelet Toolbox environment.

Keywords: Fractal traffic, discreet wavelet decomposition for the signal, continuous wavelet decomposition for the signal, self-similarity.

Статья поступила в редакцию 20.5.2017

Рекомендована к публикации д-ром физ.-мат. наук А.С. Миненко

УДК 517.91: 518.1

Анализ устойчивости систем нелинейных дифференциальных уравнений на основе линеаризации и мультипликативных преобразований разностных схем

С.Г. Буланов, А.А. Илюхин
Таганрогский институт имени А. П. Чехова
bulanovtspi@mail.ru

Буланов С.Г., Илюхин А.А. Анализ устойчивости систем нелинейных дифференциальных уравнений на основе линеаризации и мультипликативных преобразований разностных схем. Предложен подход к анализу устойчивости нелинейной системы ОДУ на основе линеаризации в окрестности исследуемого решения. На данной основе и с помощью мультипликативных преобразований разностных схем конструируется схема численного компьютерного анализа устойчивости нелинейных систем. Компьютерная реализация схемы позволяет однозначно определить характер устойчивости, асимптотической устойчивости либо неустойчивости систем нелинейных ОДУ без представления решения в аналитической форме. Дана разновидность схемы с использованием аналитического решения. Приводятся коды программ и результаты численного эксперимента.

Ключевые слова: Компьютерное моделирование устойчивости; разностные решения дифференциальных уравнений; устойчивость по Ляпунову.

Введение

Анализ устойчивости по Ляпунову требуется выполнять во многих актуальных областях науки и техники. Разработанный во всех теоретических деталях, такой анализ сохраняет принципиальные сложности на практике. Зачастую анализ устойчивости требуется выполнять для систем большой размерности в режиме реального времени, что невозможно без использования вычислительной техники. Поэтому актуальна задача построения компьютерных схем анализа устойчивости систем обыкновенных дифференциальных уравнений (ОДУ). Значимым направлением исследования является разработка методов сведения нелинейной системы ОДУ к линейной системе «близкой к исходной». Целесообразность данного преобразования обусловлена тем, что для систем линейных ОДУ существуют методы анализа устойчивости, которые допускают компьютерную реализацию [1, 2]. Поэтому, если возможно выполнить приближение нелинейной системы ОДУ линейной системой в некоторых ограничениях, то по мере ограничений соответственно компьютеризируется анализ устойчивости нелинейных систем ОДУ.

Рассматривается подход к анализу устойчивости нелинейной системы ОДУ на

основе линеаризации, которая имеет место только в окрестности исследуемого решения. В рамках данного подхода конструируется схема численного компьютерного анализа устойчивости нелинейных систем, приводятся коды программ, результаты численного эксперимента.

Рассматривается задача Коши для нелинейной системы ОДУ

$$\frac{dY}{dt} = F(t, Y), \quad Y(t_0) = Y_0, \quad (1)$$

где $F(t, Y) = (f_1(t, Y), \dots, f_n(t, Y))$, $Y = (y_1(t), \dots, y_n(t))$, $Y_0 = (y_{01}, \dots, y_{0n})$. Предполагается, что существует $\delta_0 > 0$, при котором все условия существования и единственности выполнены для невозмущенного решения на полупрямой $[t_0, \infty)$ и для каждого его возмущения $Y = \tilde{Y}(t)$, $Y(t_0) = \tilde{Y}_0$, с начальным вектором из окрестности $\|\tilde{Y}_0 - Y_0\| \leq \delta_0$. Здесь и

ниже рассматриваются канонические согласованные нормы матрицы и вектора. Предполагается также, что в области $R_0 : \{ t_0 \leq t < \infty; Y(t), \forall \tilde{Y}(t) : \|\tilde{Y}_0 - Y_0\| \leq \delta_0 \}$ функция $F(t, Y)$ всюду определена, непрерывна и непрерывно дифференцируема по t (в точке t_0 – справа), компоненты этой функции удовлетворяют условию Липшица:

$$\|F(t, Y) - F(t, \tilde{Y})\| \leq L \|Y - \tilde{Y}\|, \quad (2)$$

$$L = \text{const} \quad \forall Y \in R_0 \wedge \forall \tilde{Y} \in R_0.$$

В данных предположениях исследуется устойчивость невозмущенного решения задачи (1). Определение устойчивости [2] упрощено в принятых ограничениях: решение $Y = Y(t)$ устойчиво, если $\forall \varepsilon > 0$ найдется Δ , $0 < \Delta \leq \delta_0$, такое, что $\|\tilde{Y}_0 - Y_0\| \leq \Delta$ влечет $\|\tilde{Y}(t) - Y(t)\| \leq \varepsilon \quad \forall t \in [t_0, \infty)$. Решение асимптотически устойчиво, если оно устойчиво и найдется Δ_0 , $0 < \Delta_0 \leq \Delta$, такое, что $\|\tilde{Y}_0 - Y_0\| \leq \Delta_0$ влечет $\tilde{Y}(t) - Y(t) \rightarrow 0$ при $t \rightarrow \infty$.

Описание метода

Выполняется следующее преобразование системы (1):

$$\frac{dy_k}{dt} = \frac{f_k(t, y_1, \dots, y_n)}{y_k} y_k, \quad k = 1, \dots, n,$$

в предположении $y_k \neq 0$, или, в матричной форме,

$$\begin{pmatrix} \frac{dy_1}{dt} \\ \frac{dy_2}{dt} \\ \dots \\ \frac{dy_n}{dt} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \frac{f_1(t, y_1, \dots, y_n)}{y_1} & \dots & 0 \\ 0 & \dots & 0 \\ 0 & \dots & 0 \\ 0 & \dots & \frac{f_n(t, y_1, \dots, y_n)}{y_n} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} y_1 \\ y_2 \\ \dots \\ y_n \end{pmatrix}. \quad (3)$$

Будем анализировать устойчивость решения $y_1(t), \dots, y_n(t)$ системы (1), сопоставляя анализ с устойчивостью системы (3).

Если каждую диагональную компоненту в матрице из (3) заменить на аналитическое выражение от t в явной форме, то получим для анализа устойчивости линейную систему, поскольку матрица от $y_1(t), \dots, y_n(t)$ не будет зависеть. Это дает возможность на практике использовать аппарат анализа устойчивости систем линейных ОДУ для каждого отдельного решения нелинейной системы (1). Преобразованную такой подстановкой систему (3) можно рассматривать как линейную систему вида

$$\frac{dY}{dt} = A(t)Y, \quad (4)$$

где диагональные элементы зависят только от переменной t .

Для анализа устойчивости системы (4) ранее получены критерии [2]:

Решение устойчиво тогда и только тогда, когда

$$\left\| \lim_{i \rightarrow \infty} \prod_{\ell=0}^i (E + hA(t_{i-\ell})) \right\| \leq c = \text{const} \quad \forall t \in [t_0, \infty). \quad (5)$$

Решение асимптотически устойчиво тогда и только тогда, когда выполнено (5) и, кроме того, при $t \rightarrow \infty$ выполняется соотношение

$$\left\| \lim_{i \rightarrow \infty} \prod_{\ell=0}^i (E + hA(t_{i-\ell})) \right\| \rightarrow 0. \quad (6)$$

В (5), (6) E – единичная матрица, $n \times n$, h – шаг разностного метода Эйлера.

Излагаемая ниже идея заключается в том, что точное аналитическое решение в (3) можно заменить на разностное. В результате исследование устойчивости решения системы (3) сводится к анализу устойчивости линейной системы (4) с соответственно дискретизированными значениями правой части и решения на диагонали.

Тем самым исследование устойчивости сводится к компьютерному анализу устойчивости линейных систем на основе критериев (5), (6).

Полученные оценки устойчивости будут сравниваться с результатами анализа устойчивости на основе следующего критерия [3]: в рассматриваемых условиях для устойчивости решения задачи (1) необходимо и достаточно существование Δ_1 , $0 < \Delta_1 \leq \delta_0$, такого, что для всех решений $Y = Y(t)$, $Y(t_0) = \tilde{Y}_0$ при ограничении $0 < \|\tilde{Y}_0 - Y_0\| \leq \Delta_1$ выполняется неравенство

$$\left| \frac{\tilde{y}_k(t) - y_k(t)}{\tilde{y}_{k0} - y_{k0}} \right| \leq \tilde{c}_1, \quad (7)$$

$$\tilde{c}_1 = \text{const}, \quad \forall t \in [t_0, \infty), \quad k = 1, \dots, n.$$

Для асимптотической устойчивости в тех же условиях необходимо и достаточно, чтобы выполнялось (7) и существовало $\Delta_2 \leq \Delta_1$, такое, что неравенство $0 < \|\tilde{Y}_0 - Y_0\| \leq \Delta_2$ влечет

$$\lim_{t \rightarrow \infty} \left| \frac{\tilde{y}_k(t) - y_k(t)}{\tilde{y}_{k0} - y_{k0}} \right| = 0, \quad k = 1, \dots, n. \quad (8)$$

Компьютерная реализация (7), (8) выполняется заменой аналитического решения и возмущения на приближенные значения решения, которые находятся на основе разностного метода [4].

Таким образом, требуется заменить $\frac{f_k(t, y_1, \dots, y_n)}{y_k}$ при всех k в (3) на разностное приближение и сопоставить результаты компьютерного анализа устойчивости решения системы (1) на основе (7), (8) с результатами компьютерного анализа устойчивости системы (3) в форме (4) на основе (5), (6) после указанной замены.

В таком переходе всегда есть то преимущество, что для линейной системы все решения устойчивы, если устойчиво любое одно

решение, и обратно [5]. Так что можно брать решение не обязательно с теми начальными данными, которые даны в (1).

Конкретно, если приближенное решение (1) вычисляется по методу Эйлера

$$y_{k(i+1)} = y_{k(i)} + h f_k(t, y_{1(i)}, \dots, y_{n(i)}), k = 1, 2, \dots, n,$$

то на i -м шаге матрица (4) для (3) примет вид:

$$A(t_i) \approx \begin{pmatrix} \frac{f_1(t_i, y_{1i}, \dots, y_{ni})}{y_{1i}} & \dots & 0 \\ 0 & \dots & 0 \\ 0 & \dots & 0 \\ 0 & \dots & \frac{f_n(t_i, y_{1i}, \dots, y_{ni})}{y_{ni}} \end{pmatrix}. \quad (9)$$

В таком виде эти матрицы после умножения на h и сложения с E перемножаются согласно критериям (5), (6).

Левая часть (7), (8) преобразуется в этом случае аналогично и неравенство (7) проверяется в виде:

$$\left| \frac{\tilde{y}_{ki}(t_i) - y_{ki}(t_i)}{\tilde{y}_{k0} - y_{k0}} \right| \leq \tilde{c}_1,$$

а соотношение (8) – в виде:

$$\lim_{t_i \rightarrow \infty} \left| \frac{\tilde{y}_{ki}(t_i) - y_{ki}(t_i)}{\tilde{y}_{k0} - y_{k0}} \right| = 0$$

для $k = 1, 2, \dots, n$.

Численный и программный эксперимент

Пусть численный эксперимент по анализу устойчивости системы (1) с использованием преобразования исследуемого решения к матричному виду (9) выполняется на основе (5), (6).

Программа, реализующая данный вариант анализа для системы

$$\begin{cases} \frac{dy_1}{dt} = 0.5y_1 \frac{1}{\sqrt{t^3}} - \frac{1}{t^2} y_1 y_2 \left(\sum_{\ell=0}^3 t^\ell \sum_{\ell=0}^3 y_2^{2\ell} \right), \\ \frac{dy_2}{dt} = y_2 \frac{1}{\sqrt{t^3}}, y_1(t_0) = y_2(t_0) = 0 \end{cases} \quad (10)$$

приводится непосредственно ниже [6]. Исследуется на устойчивость нулевое решение этой системы. Исследование выполняется на промежутке $[0.5, 10000]$ с шагом $h = 0.00001$. Представление (9) требует ограничения для всех номеров уравнений $y_k \neq 0$. Предложенный подход при данном ограничении не позволяет напрямую исследовать нулевое решение, поэтому выполняется исследование некоторого его достаточно малого возмущения: $y0: \text{array}[1..n] \text{ of extended} = (0.000001, 0.000001); y1 := y01; y2 := y02$.

Программа имеет вид:

```
program lin_kriteriy;
{$APPTYPE CONSOLE}
```

```
uses
  SysUtils;
const
  h=0.00001; n=2;
y0 : array[1..n] of extended=(0.000001,
0.000001);
type
  matr=array[1..n,1..n] of extended;
  stolb=array[1..n] of extended;
var
  A, B, C : matr; i, j, l : integer;
  y1, y2, y11, t0, t, s, norma : extended;
  k : longint; s01 : array[1..n] of extended;
function fl(t, y1, y2 : extended) : extended;
begin
  fl:=(0.5*y1/sqrt(t*sqr(t)))-
  ((y1*sqr(y2)/sqr(t))*(1+t+sqr(t)+t*sqr(t))*
  (1+sqr(y2)+sqr(y2)*sqr(y2)+sqr(y2)*sqr(y2)*
  sqr(y2)));
end;
function f2(t, y1, y2 : extended) : extended;
begin f2:=y2/sqrt(t*sqr(t)); end;
begin
  t:=0.5; k:=50000; y1:=y0[1]; y2:=y0[2];
  for i:=1 to n do for j:=1 to n do
  begin
    a[1,2]:=0; a[2,1]:=0;
    a[1,1]:=1+(h*fl(t, y1, y2)/y1);
    a[2,2]:=1+(h*f2(t, y1, y2)/y2);
  end;
  repeat
    y11:=y1;
    y1:=y1+h*fl(t, y1, y2);
    y2:=y2+h*f2(t, y11, y2);
    k:=k+1; t:=t+h;
    if (y1<>0) and (y2<>0) then
    begin
      for i:=1 to n do for j:=1 to n do
      begin
        b[1,1]:=1+(h*fl(t, y1, y2)/y1);
        b[2,2]:=1+(h*f2(t, y1, y2)/y2);
        b[1,2]:=0; b[2,1]:=0;
      end; end;
      for i:=1 to n do for j:=1 to n do
      begin
        s:=0;
        for l:=1 to n do
          s:=s+a[i,l]*b[l,j];
        c[i,j]:=s;
      end;
      for i:=1 to n do for j:=1 to n do
        a[i,j]:=c[i,j];
        if k>=100000000 then
        begin
          writeln('t=', t);
          for i:=1 to n do
            begin
              s01[i]:=0;
              for j:=1 to n do
                s01[i]:=s01[i]+abs(a[i,j]);
              end;
              norma:=s01[1];
              for i:=2 to n do
                if s01[i]>norma then norma:=s01[i];
              writeln('norma=', norma); k:=0;
            end;
          until t>10000; readln;
        end;
      end;
    end;
```

Результат работы программы:

Таблица 1. Значения нормы по критериям (5), (6) для системы (10).

<i>t</i>	<i>norma 1</i>	<i>norma 2</i>
1000	15.88198	15.88198
2000	16.17893	16.17893
3000	16.31225	16.31225
4000	16.39224	16.39224
5000	16.44706	16.44706
6000	16.48764	16.48764
7000	16.51925	16.51925
8000	16.54477	16.54477
9000	16.56595	16.56595
10000	16.58388	16.58388

Значения нормы при обоих значениях возмущения ограничены константой $c=17$, что в соответствии с критерием (5) свидетельствует об устойчивости.

Первоначально величина начального возмущения выбирается равной 0.001, результаты эксперимента отображены во втором столбце таблицы 1 (значения нормы по критерию 5). Далее величина начального возмущения уменьшается до 0.000001 и вновь выполняется анализ устойчивости (третий столбец таблицы 1).

Ниже исследование характера устойчивости нулевого решения заменяется исследованием малых возмущений нулевого решения. При этом предполагается, что нулевое решение попадает в окрестность этого возмущения. Следовательно анализ устойчивости нулевого решения эквивалентен анализу устойчивости сколь угодно мало возмущенных решений из его окрестности.

Согласно данному замечанию ограниченность константой малых возмущений означает ограниченность возмущений в окрестности нуля, т.е. точки покоя.

Для анализа нулевого решения критерии (7), (8) примут вид:

$$\left| \frac{\tilde{y}_k(t)}{\tilde{y}_{k0}} \right| \leq \tilde{c}_1, \quad \tilde{c}_1 = \text{const}, \quad \forall t \in [t_0, \infty), \quad k=1, \dots, n. \quad (11)$$

$$\lim_{t \rightarrow \infty} \left| \frac{\tilde{y}_k(t)}{\tilde{y}_{k0}} \right| = 0, \quad k=1, \dots, n. \quad (12)$$

Критерии (11), (12) используют непосредственно возмущенное решение, поэтому оговорка $y_k \neq 0$ специально для этих критериев не требуется. Их можно непосредственно применить к рассматриваемой системе.

Соответствующая программа примет вид:

```
{ $APPTYPE CONSOLE }
uses
  SysUtils;
const
  TT=10000; h =0.00001;
  eps1=0.000001; eps2=0.000001;
var
  t, norma, y1, y2, yv1, yv2, y11, yv11 :
  extended; k: longint;
  delta1, delta2, deltay1, deltay2, y01,
  y02, yv01, yv02 : extended;
  function f1(t, y1, y2 : extended) : extended;
  begin
    f1:=(0.5*y1/sqrt(t*sqr(t)))-(
    (y1*sqr(y2)/sqr(t))*(1+t+sqr(t)+t*sqr(t))*(1+
    sqr(y2)+sqr(y2)*sqr(y2)+sqr(y2)*sqr(y2)*
    sqr(y2) ) );
  end;
  function f2(t, y1, y2 : extended) : extended;
  begin f2:=y2/sqrt(t*sqr(t)); end;
begin
  y01:=0; y02:=0;
  yv01:=y01+eps1; yv02:=y02+eps2;
  t:=0.5; k:=0; y1:=y01; y2:=y02;
  yv1:=yv01; yv2:=yv02;
  delta1:=yv01-y01; delta2:=yv02-y02;
  repeat
    y11:=y1; yv11:=yv1;
    y1:=y1+h*f1(t, y1, y2);
    y2:=y2+h*f2(t, y11, y2);
    yv1:=yv1+h*f1(t, yv1, yv2);
    yv2:=yv2+h*f2(t, yv11, yv2);
    deltay1:=(yv1-y1)/delta1;
    deltay2:=(yv2-y2)/delta2;
    norma:=sqrt(sqr(deltay1)+sqr(deltay2));
    k:=k+1; t:=t+h;
    if k>=10000000 then
  begin
    writeln('t=', t:6:1, ' ', 'norma=', norma); k:=0;
    writeln('y1=', y1, ' ', 'yv1=', yv1);
    writeln('y2=', y2, ' ', 'yv2=', yv2);
  end;
  until t>=TT; readln;
end.
```

Результат работы программы дан в табл. 2, где значение переменной *norma 3* определяется из равенства

$$norma 3 = \max_{1 \leq k \leq n} \left\{ \left| \frac{\tilde{y}_{k1}(t_i)}{\tilde{y}_{k0}} \right| \right\} \quad \text{при соответствующей}$$

начальной величине возмущения 0.001. Переменная *norma 4* определяется аналогично для начальной величины возмущения 0.000001.

Таблица 2. Значения нормы по критериям (11), (12) для системы (10).

<i>t</i>	<i>norma 3</i>	<i>norma 4</i>
1000	15.88198	16.37424
2000	16.17893	16.67094
3000	16.31225	16.80368
4000	16.39224	16.88280
5000	16.44706	16.93647
6000	16.48764	16.97563
7000	16.51925	17.00555
8000	16.54477	17.02913
9000	16.56595	17.04809

10000	16.58388	17.06355
-------	----------	----------

Значения нормы на достаточно большом промежутке ограничены константой $c=17$, что соответствует устойчивости.

Результаты численного анализа устойчивости по обоим рассмотренным критериям эквивалентны и совпадают с аналитической оценкой устойчивости исследуемой системы, представленной в [4, 6].

В примере ниже исследуется на устойчивость точка покоя нелинейной системы

$$\begin{cases} \frac{dy_1}{dt} = 0.5y_1 \frac{1}{\sqrt{t}} + \frac{1}{t^2} y_1 y_2^2 \left(\sum_{\ell=0}^3 t^\ell \sum_{r=0}^3 v_r^{2\ell} \right), \\ \frac{dy_2}{dt} = -t, \quad y_1(t_0) = y_2(t_0) = 0. \end{cases} \quad (13)$$

Используются те же программы: `lin_kriteriy`, `nelin_kriteriy` применительно к системе (13). При исследовании данной системы на промежутке $[0.5, 2.5]$ по критериям (5), (6) (табл. 3) и по критериям (11), (12) (табл. 4) наблюдается резкий рост значений нормы, что соответствует неустойчивости.

Таблица 3. Значения нормы по критериям (5), (6) для системы (13).

t	<i>norma 1</i>	<i>norma 2</i>
0,7	1.19E+0002	1.20E+0005
0,9	2.79E+0002	2.80E+0005
1,1	4.79E+0002	4.80E+0005
1,3	7.19E+0002	7.20E+0005
1,5	9.99E+0002	1.00E+0006
1,7	1.58E+0004	1.32E+0006
1,9	3.28E+0019	4.01E+0019
2,1	1.01E+0095	2.38E+0095
2,3	2.90E+0432	7.96E+0433
2,5	7.27E+1735	4.03E+1740

Таблица 4. Значения нормы по критериям (11), (12) для системы (13).

t	<i>norma 3</i>	<i>norma 4</i>
0,7	1.51E+0000	1.51E+0000
0,9	1.66E+0000	1.66E+0000
1,1	1.95E+0000	1.96E+0000
1,3	2.99E+0000	3.00E+0000
1,5	1.42E+0001	1.43E+0001
1,7	1.58E+0004	1.65E+0004
1,9	3.27E+0019	3.99E+0019
2,1	9.95E+0094	2.34E+0095
2,3	2.69E+0432	7.40E+0433
2,5	5.59E+1735	3.10E+1740

Результаты численного анализа устойчивости по обоим критериям эквивалентны, кроме того, они совпадают с аналитической оценкой устойчивости исследуемой системы,

представленной в [4, 6].

Далее рассматривается система

$$\begin{cases} \frac{dy_1}{dt} = -0.5y_1 \frac{1}{\sqrt{t}} - \frac{1}{t^2} \left(\sum_{\ell=0}^3 t^\ell \sum_{r=0}^3 v_r^{2\ell} \right) \frac{y_1^3}{y_2^2 + 1}, \\ \frac{dy_2}{dt} = -y_2 \frac{1}{\sqrt{t}}, \quad y_1(t_0) = y_2(t_0) = 0. \end{cases} \quad (14)$$

Исследуется на устойчивость точка покоя системы (14). При исследовании системы на промежутке $[0.5, 1500]$ по критериям (5), (6) (табл. 5) и по критериям (11), (12) (табл. 6) наблюдается монотонное убывание значений нормы, что соответствует асимптотической устойчивости.

Таблица 5. Значения нормы по критериям (5), (6) для системы (14).

t	<i>norma 1</i>	<i>norma 2</i>
150	9.72E-0006	9.72E-0006
300	6.09E-0008	6.09E-0008
450	1.24E-0009	1.24E-0009
600	4.66E-0011	4.66E-0011
750	2.59E-0012	2.59E-0012
900	1.89E-0013	1.89E-0013
1050	1.71E-0014	1.71E-0014
1200	1.83E-0015	1.83E-0015
1350	2.23E-0016	2.23E-0016
1500	3.06E-0017	3.06E-0017

Таблица 6. Значения нормы по критериям (11), (12) для системы (14).

t	<i>norma 3</i>	<i>norma 4</i>
150	9.72E-0006	9.72E-0006
300	6.09E-0008	6.09E-0008
450	1.24E-0009	1.24E-0009
600	4.66E-0011	4.66E-0011
750	2.59E-0012	2.59E-0012
900	1.89E-0013	1.89E-0013
1050	1.71E-0014	1.71E-0014
1200	1.83E-0015	1.83E-0015
1350	2.23E-0016	2.23E-0016
1500	3.06E-0017	3.06E-0017

Таким образом, результаты численного анализа по обоим рассмотренным критериям эквивалентны, и, кроме того, они совпадают с аналитической оценкой устойчивости точки покоя исследуемой системы, представленной в [4, 6].

Далее, анализируется на устойчивость следующая система уравнений [5]:

$$\begin{cases} \frac{dy_1}{dt} = \frac{y_1}{t} - t^2 y_1 y_2^2, \\ \frac{dy_2}{dt} = -\frac{y_2}{t} \quad (t \geq 1). \end{cases} \quad (15)$$

При исследовании системы с помощью тех же программ на промежутке $[1, 1500]$ по критериям (5), (6) (табл. 7), (11), (12) (табл. 8)

наблюдается монотонный рост значений нормы, что является признаком неустойчивости.

Таблица 7. Значения нормы по критериям (5), (6) для системы (15).

t	$norma1$	$norma2$
150	1.49E+0002	1.50E+0002
300	2.99E+0002	3.00E+0002
450	4.49E+0002	4.50E+0002
600	5.99E+0002	6.00E+0002
750	7.49E+0002	7.50E+0002
900	8.99E+0002	9.00E+0002
1050	1.04E+0003	1.05E+0003
1200	1.19E+0003	1.20E+0003
1350	1.34E+0003	1.35E+0003
1500	1.49E+0003	1.50E+0003

Таблица 8. Значения нормы по критериям (11), (12) для системы (15).

t	$norma3$	$norma4$
150	1.49E+0002	1.50E+0002
300	2.99E+0002	2.99E+0002
450	4.49E+0002	4.49E+0002
600	5.99E+0002	5.99E+0002
750	7.49E+0002	7.49E+0002
900	8.99E+0002	8.99E+0002
1050	1.04E+0003	1.04E+0003
1200	1.19E+0003	1.19E+0003
1350	1.34E+0003	1.34E+0003
1500	1.49E+0003	1.49E+0003

Общее решение данной системы имеет вид [5]

$$\begin{cases} y_1 = c_1 t e^{-c_2^2 t}, \\ y_2 = \frac{c_2}{t}, \end{cases} \quad \begin{cases} c_1 = \frac{y_{10}}{t_0} e^{t_0^3 y_{20}^2}, \\ c_2 = t_0 y_{20} \quad (t_0 \geq 1). \end{cases}$$

Отсюда нулевое решение системы неустойчиво справа [4], что совпадает с приведенными выше результатами численного компьютерного анализа.

В случае, если известно аналитическое решение системы (1), то этим аналитическим выражением целесообразно заменить разностные приближения решений в матрице из системы (3). Соответственно упрощается конструкция программы `lin_kriteriy`: нет необходимости приближенного вычисления решения и правой части системы на каждом шаге работы программы, диагональные элементы матрицы из (9) становятся известными функция от переменной t .

В итоге код программы `lin_kriteriy` преобразуется к виду:

```
program lin_kriteriy_reschur;
{$APPTYPE CONSOLE}
uses
  SysUtils;
```

```
const
  h=0.00001; n=2;
type
  matr=array[1..n,1..n] of extended;
  stolb=array[1..n] of extended;
  var
    A, B, C : matr;
    t0, t, s, norma : extended;
    i, j, l : integer; k, k0 : longint;
    s01 : array[1..n] of extended;
  function y1(t : extended) : extended;
  begin y1:=t*exp(-t); end;
  function y2(t : extended) : extended;
  begin y2:=1/t; end;
  function f1(t : extended) : extended;
  begin
    f1:=(y1(t)/t)-(sqr(t)*y1(t)*sqr(y2(t)));
  end;
  function f2(t : extended) : extended;
  begin f2:=-y2(t)/t; end;
  begin
    t:=1; k:=100000;
    if (y1(t)<>0) and (y2(t)<>0) then
      begin
        for i:=1 to n do for j:=1 to n do
          begin
            a[i,2]:=0; a[2,1]:=0;
            a[i,1]:=1+(h*f1(t)/y1(t));
            a[2,2]:=1+(h*f2(t)/y2(t));
          end; end;
        repeat
          k:=k+1; t:=t+h;
          if (y1(t)<>0) and (y2(t)<>0) then
            begin
              for i:=1 to n do for j:=1 to n do
                begin
                  b[i,1]:=1+(h*f1(t)/y1(t));
                  b[2,2]:=1+(h*f2(t)/y2(t));
                  b[i,2]:=0; b[2,1]:=0;
                end; end;
              for i:=1 to n do for j:=1 to n do
                begin
                  s:=0;
                  for l:=1 to n do s:=s+a[i,l]*b[l,j];
                  c[i,j]:=s;
                end;
              for i:=1 to n do for j:=1 to n do
                a[i,j]:=c[i,j];
              if k>=15000000 then
                begin writeln('t=',t:5:3);
              for i:=1 to n do
                begin
                  s01[i]:=0;
                  for j:=1 to n do s01[i]:=s01[i]+abs(a[i,j]);
                end;
                norma:=s01[1];
                for i:=2 to n do
                  if s01[i]>norma then norma:=s01[i];
                writeln('norma=',norma); k:=0;
              end;
              until t>1500; readln;
            end.
```

В табл. 9 представлены результаты исследования устойчивости системы (15) при ненулевых начальных условиях ($y_{01}=1/e$, $y_{02}=1$) по критериям (5), (6) с помощью программы `lin_kriteriy_reschur` (второй столбец табл. 9) и по критериям (7), (8) с помощью программы `nelin_kriteriy` (третий столбец табл. 9).

Таблица 9. Значения нормы по критериям (5)-(8) для системы (15).

t	norma 5	norma 6
150	6.66E-0003	6.66E-0003
300	3.33E-0003	3.33E-0003
450	2.22E-0003	2.22E-0003
600	1.66E-0003	1.66E-0003
750	1.33E-0003	1.33E-0003
900	1.11E-0003	1.11E-0003
1050	9.52E-0004	9.52E-0004
1200	8.33E-0004	8.33E-0004
1350	7.40E-0004	7.40E-0004
1500	6.66E-0004	6.66E-0004

Результаты анализа устойчивости эквивалентны и соответствуют асимптотической устойчивости решения системы (15).

Конструкция программы `lin_kriteriy` может быть усовершенствована. Так как ненулевые элементы в перемножаемых матрицах находятся на главной диагонали, то вместо умножения матриц достаточно перемножать лишь их диагональные элементы при соответственных значениях переменной t . Таким образом будет сформировано n произведений, где n – размерность матрицы (9):

$$\begin{pmatrix} \lim_{i \rightarrow \infty} \prod_{\ell=0}^i \left(1 + h \frac{f_1(t_{i-\ell}, y_{1i-\ell}, \dots, y_{ni-\ell})}{y_{1i-\ell}} \right) & \dots & 0 \\ 0 & \dots & 0 \\ 0 & \dots & 0 \\ 0 & \dots & \lim_{i \rightarrow \infty} \prod_{\ell=0}^i \left(1 + h \frac{f_n(t_{i-\ell}, y_{1i-\ell}, \dots, y_{ni-\ell})}{y_{ni-\ell}} \right) \end{pmatrix}$$

Максимальное значение модуля этих произведений будет соответствовать значению нормы матрицы и, тем самым, оно будет идентифицировать характер устойчивости согласно критерию (5), (6).

Код реализующей эту модификацию программы имеет вид:

```
program lin_kriteriy_vektor;
{$APPTYPE CONSOLE}
uses
  SysUtils;
const
  h=0.00001; n=2;
  y0 : array[1..n] of extended=(0.001, 0.001);
var
  y1, y2, y11, t0, t, s, norma, p1, p2 :
    extended;
  i, j, l : integer; k, k0 : longint;
  s01 : array[1..n] of extended;
function f1(t, y1, y2 : extended) : extended;
begin f1:=(y1/t)-(sqr(t)*y1*sqr(y2)); end;
```

```
function f2(t, y1, y2 : extended) : extended;
begin f2:=-y2/t; end;
begin
  t:=1; k:=100000; y1:=y0[1]; y2:=y0[2];
  if (y1<>0) and (y2<>0) then
  begin
    p1:=(1+(h*f1(t, y1, y2)/y1));
    p2:=(1+(h*f2(t, y1, y2)/y2));
  end;
  repeat
    y11:=y1;
    y1:=y1+h*f1(t, y1, y2);
    y2:=y2+h*f2(t, y11, y2);
    k:=k+1; t:=t+h;
  if (y1<>0) and (y2<>0) then
  begin
    p1:=p1*(1+(h*f1(t, y1, y2)/y1));
    p2:=p2*(1+(h*f2(t, y1, y2)/y2));
  end;
  if k>=15000000 then
  begin
    writeln('t=', t:5:3);
    if abs(p1)>abs(p2) then norma:=abs(p1) else
      norma:=abs(p2);
    writeln('norma=', norma); k:=0;
  end;
  until t>1500; readln;
end.
```

Данная программа выполняет повторный анализ устойчивости системы (15) на основе критериев (5), (6) (второй столбец табл. 10). В таблице для наглядности воспроизводится предыдущий результат на основе критериев (11), (12) (третий столбец табл. 10).

Таблица 10. Значения нормы по критериям (5), (6), (11), (12) для системы (15).

t	norma 7	norma 8
150	1.49E+0002	1.50E+0002
300	2.99E+0002	3.00E+0002
450	4.49E+0002	4.50E+0002
600	5.99E+0002	6.00E+0002
750	7.49E+0002	7.50E+0002
900	8.99E+0002	9.00E+0002
1050	1.04E+0003	1.05E+0003
1200	1.19E+0003	1.20E+0003
1350	1.34E+0003	1.35E+0003
1500	1.49E+0003	1.50E+0003

Результаты тождественны представленным в таблице 7, что подтверждает ранее установленный характер устойчивости системы. При этом время работы программы значительно сокращается, так как процесс перемножения матриц заменяется перемножением соответствующих диагональных элементов.

Заключение

Представлена схема анализа устойчивости систем нелинейных ОДУ на основе линеаризации, которая связана непосредственно с исследуемым решением. Компьютерная реализация схемы показала целесообразность

использования данного подхода на практике. Анализ на основе данной схемы позволяет определить характер устойчивости, асимптотической устойчивости либо неустойчивости систем нелинейных ОДУ без представления решения в аналитической форме, непосредственно по значениям разностных приближений решения и правой части системы. Это влечет возможность компьютерного анализа устойчивости нелинейных систем в режиме реального времени без обращения к аналитическим методам качественной теории дифференциальных уравнений.

Литература

1. Чезари Л. Асимптотическое поведение и устойчивость решений обыкновенных дифференциальных уравнений. М., 1964. 478 с.
2. Ромм Я.Е., Буланов С.Г. Компьютерный анализ устойчивости по Ляпунову систем линейных дифференциальных уравнений. – Таганрог: Изд-во Таганрог. гос. пед. Ин-та имени А.П. Чехова, 2012. – 148 с.

3. Ромм Я.Е. Моделирование устойчивости по Ляпунову на основе преобразований разностных схем решений обыкновенных дифференциальных уравнений / Известия РАН. Математическое моделирование, 2008, т.20, №12. – С. 105 – 118.

4. Ромм Я.Е. Компьютерно-ориентированный анализ устойчивости на основе рекуррентных преобразований разностных решений обыкновенных дифференциальных уравнений. – Кибернетика и системный анализ, Киев, 2015, том 51, № 3. – С. 107 – 124.

5. Демидович Д.П. Лекции по математической теории устойчивости. – М.: Наука. – 1967. – 472 с.

6. Ромм Я.Е., Буланов С.Г. Численный эксперимент по компьютерному анализу устойчивости линеаризованных систем нелинейных дифференциальных уравнений / Таганрогский институт им. А. П. Чехова – Таганрог. 2016. 18 с. ДЕП в ВИНТИ 14.07.16, № 102 – В2016.

Буланов С.Г., Илюхин А.А. Анализ устойчивости систем нелинейных дифференциальных уравнений на основе линеаризации и мультипликативных преобразований разностных схем. Предложен подход к анализу устойчивости нелинейной системы ОДУ на основе линеаризации в окрестности исследуемого решения. На данной основе и с помощью мультипликативных преобразований разностных схем конструируется схема численного компьютерного анализа устойчивости нелинейных систем. Компьютерная реализация схемы позволяет однозначно определить характер устойчивости, асимптотической устойчивости либо неустойчивости систем нелинейных ОДУ без представления решения в аналитической форме. Дана разновидность схемы с использованием аналитического решения. Приводятся коды программ и результаты численного эксперимента.

Ключевые слова: Компьютерное моделирование устойчивости; разностные решения дифференциальных уравнений; устойчивость по Ляпунову.

Bulanov S.G., Ilyuhin A.A. The stability analysis of nonlinear differential equations systems based on linearization and multiplicative transformations of difference schemes. It is proposed approach to the stability analysis of nonlinear system of ordinary differential equation (ODE) on the basis of linearization in the neighborhood of the studied solutions. On this basis, and using multiplicative transformations of difference schemes the method of the numerical computer analysis of stability of nonlinear systems is constructed. Computer implementation of the scheme allows to unambiguously determine the nature of stability, asymptotic stability or instability of nonlinear systems of ODE without presenting the solution in an analytical form. A variation of scheme which uses analytical solutions is given. The codes and results of the numerical experiment are presented.

Keywords: Computer simulation of stability; differential solutions differential equations; Lyapunov stability.

Статья поступила в редакцию 25.5.2017

Рекомендована к публикации д-ром физ.-мат. наук А.С. Миненко

УДК 65.011.56

Анализ экономических рисков горного предприятия методом структурированного количественного анализа

Т. В. Ванжа, Ю. К. Орлов
Донецкий национальный технический университет, г. Донецк
кафедра искусственного интеллекта и системного анализа
vanzha_tv7@mail.ru

Ванжа Т.В., Орлов Ю.К. Анализ экономических рисков горного предприятия методом структурированного количественного анализа. В работе рассмотрены понятие риска и причины его возникновения, разработана системы управления горным предприятием, обоснованы наиболее приемлемые методы оценки риска для использования в горной промышленности. Разработаны алгоритмы работы системы управления экономическими рисками.

Ключевые слова: экономический риск, методы управления, структурированный количественный анализ.

Введение

Проблемы, связанные с риском, с предупреждением рискованных ситуаций и смягчением последствий нежелательных событий сопровождают человечество всё время его существования. Эти проблемы достаточно полно представлены в работах отечественных и зарубежных экономистов. Хотя учёные начали обращать внимание и заниматься систематически этими проблемами только последние 45 лет.

Вопросы экономической стабильности работы предприятий различных отраслей народного хозяйства, в том числе угольной, являются особенно актуальными для обеспечения поступательного развития экономики страны. Вместе с тем угольная отрасль характеризуется высоким уровнем риска по сравнению с другими отраслями экономики, что связано с подземным способом угледобычи.

Осознание потребности в безопасности в различных сферах и на различных уровнях управления стало возможным лишь на определенном этапе развития общества и государства. Это в свою очередь ставило перед наукой и практикой задачу поиска эффективных механизмов защиты от рисков.

Во взаимодействии с элементами внешнеэкономической среды недостаточные просчитанные решения повышают степень риска и уровень неопределенности в развитии предприятия, что зачастую приводит к катастрофическим экономическим, финансовым,

предпринимательским рискам, отсутствию устойчивости и замыканию цикла развития субъекта.

В этой связи задача разработки математических моделей и автоматизированной системы управления экономическими рисками является актуальной и имеет отраслевое значение.

Целью этой системы является контроль за соблюдением требований экономической безопасности, что абсолютно недостаточно в настоящее время для снижения экономических рисков до приемлемого уровня.

Необходимо контролировать не только нарушения требований безопасности, но и опасные производственные ситуации (ОПС), возникающие и развивающиеся в процессе экономической и производственной деятельности предприятия, цеха или участка и представляющих собой системную причину отклонений от требований безопасности.

В связи с изложенной актуальной научно-практической задачей становится разработка модели управления экономическими рисками, основанной на выявлении и устранении опасных ситуаций. Применение этой модели позволит обеспечить приемлемый уровень экономического риска на угледобывающих предприятиях.

Целью данной работы является разработка автоматизированной системы управления экономическими рисками, которая определяет, предотвращает и минимизирует опасность на предприятии горной промышленности.

Поставленная цель предопределила постановку и решение ряда взаимосвязанных задач:

- рассмотрение понятий риска и причины его возникновения;
- разработка системы управления горным предприятием в условиях рисков;
- обоснование наиболее приемлемых методов оценки риска для использования в горной промышленности;
- оценка и анализ экономического риска на предприятии;
- разработка алгоритма системы управления экономическими рисками.

Понятие риска и его природа

В научной литературе встречается различная трактовка термина «риск» и в него иногда вкладываются отличающиеся друг от друга содержания. Понятие риска возникло очень давно. Однако нет точных данных о происхождении и использовании слова «риск».

Практически во всех определениях риск прямо или косвенно связывают с неопределенностью. Исходя из этого, можно предположить, что основной причиной существования риска есть неопределенность.

Часто в теории риска понятие «риск» рассматривается через понятие «неизвестность». Реальная неопределенность, являющаяся основной характеристикой риска, несет в себе неизвестность, которая характеризует риск.

Неопределенность в экономике имеет свои характерные особенности, под которой подразумевается неполнота или неточность информации об условиях функционирования предприятия.

Анализ экономической литературы позволяет выявить предпосылки существования неопределенности, а значит, и риска, которых придерживаются практически все отечественные ученые. Под риском следует понимать ожидаемую частоту или вероятность возникновения опасностей определенного класса, или же размер возможного ущерба (потерь, вреда) от нежелательного события, или же некоторую комбинацию этих величин.

На рисунке 1 изображена схема риска.

Помимо самого человека на его деятельность влияют факторы I-VI, создающие в ней ситуации неопределенности и риска. Действия и решения человека могут повлиять как в лучшую сторону на результаты деятельности, так и в худшую, разрядить ситуацию неопределенности, изменить цель проекта. Риск существует как на этапе выбора действий (принятия решений), так и на этапе реализации проекта [1-2].

Применение понятия риск, таким образом, позволяет переводить опасность в разряд

измеряемых категорий. Риск, фактически, есть мера опасности.

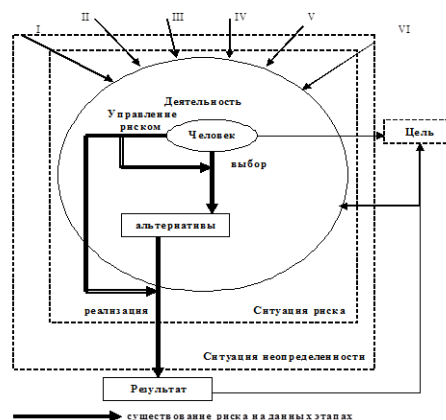


Рисунок 1 – Существование риска на этапах человеческой деятельности

Систематизация экономических рисков горного производства

Группа, к которой относятся риски, классифицирующие по ущербу, в денежном эквиваленте называется экономическими рисками. Экономическому риску подвергаются все субъекты хозяйствования.

Таким образом, экономический риск – это вероятность получения убытков, выраженных в денежном эквиваленте.

Для эффективного анализа экономических рисков в горной экономике очень важно иметь детальную классификацию всех видов рисков.

Изучению отдельных аспектов риска специфического горного производства посвящены работы видных отечественных ученых: Астахова А.С., Ястребинского М.А., Петросова А.А., Изыгзона Н.Б., Соколова В.П., Мангуш К.С., Масякина Б.В., Евдокимова Ф.И., Кучер В.А., Галкина А.В.

В основу положена общепринятая систематизация экономических рисков горного производства, предложенная профессором, доктором технических наук Петросовым А.А. и кандидатом экономических наук Мангуш К.С., а также классификация основных факторов инвестиционных рисков угледобывающего предприятия, разработанная профессором, доктором экономических наук Астаховым А.С. В зависимости от природы возникновения все риски горной экономики условно разделены на две группы: макроэкономические и

микроэкономические [3].

Макроэкономические риски – это вероятность наступления ситуации в стране, связанная с принятием решения по преодолению неопределенности в социально-экономической системе страны, в процессе, которой имеется возможность количественно и качественно оценить вероятность достижения предполагаемых макроэкономических показателей национальной экономики и отклонения от них.

Отклонения от необходимых показателей при этом возможны как отрицательного, так и положительного характера.

Микроэкономические риски – риски отдельных предпринимательских единиц (внутренние риски).

Современные методы управления рисками

Многочисленные экономические риски, свойственные горной промышленности, требуют от горных предприятий и инвесторов поиска адекватных способов их снижения. Это важно как для инвесторов, так и для повышения эффективности экономической деятельности горного предприятия. Так, задача изучения способов управления рисками, как для российской, так и для мировой практики, с целью определения наиболее доступных способов эффективного управления рисками в экономической деятельности горных предприятий, приобретает особую актуальность.

Управление рисками включает в себя разработку и реализацию экономических обоснованных для определенного вида риска рекомендаций и мероприятий, которые направлены на уменьшение исходного уровня риска до приемлемого уровня. Классификация методов управления рисками в экономической деятельности горного предприятия представлена на рисунке 2 [4].

Метод уклонения от рисков основан на отклонении инвестиционного проекта в случае обнаружения каких-либо ненадежных действий партнеров, контрагентов, поставщиков, разработанных и представленных заказчику документов. Чем выше уровень неопределенности внешних факторов риска, тем больше, будет отклоненных проектов или их исполнителей.

Метод локализации источников риска используется в тех сравнительно редких случаях, когда удастся достаточно четко и конкретно вычленив и идентифицировать источники риска. Определив экономически наиболее опасный этап или участок деятельности, можно сделать его контролируемым и таким образом снизить уровень финального риска

предприятия (при внедрении инновационных проектов, освоении новых видов продукции, коммерческий успех которых вызывает большие сомнения).



Рисунок 2 – Классификация методов управления рисками

Метод диссипации риска представляет собой более гибкие инструменты управления рисками. Один из основных методов диссипации заключается в распределении общего риска путем объединения (с разной степенью интеграции) с другими участниками, заинтересованными в успехе общего дела. Метод диссипации отличается от метода распределения рисков тем, что в первом случае риск (инвестиции) делится с посторонними физическими или юридическими лицами, а во втором – с участниками одного и того же проекта.

Метод компенсации рисков относится к упреждающим методам управления (управление по возмущению) путем стратегического планирования деятельности организации. Для этого на стадии планирования должны в плановых показателях компенсировать будущие трудности и неопределенности путем создания резервов.

Перечисленные способы не в состоянии обеспечить абсолютную защиту от возможных рисков, хотя и могут существенно их уменьшить. Наибольший эффект может быть достигнут за счет сочетания, комбинации различных методов управления рисками: страхованием, хеджированием, применением современных методов управления, форм и методов расчета во внешнеэкономических операциях.

Использование того или иного метода управления риском зависит от объективных факторов, таких как группы рисков, вид определенного типа риска, и ряда субъективных

причин, среди которых индивидуальное предпочтение менеджера в отношении метода управления риском, профессионализм в рассматриваемой области и т. п.

Количественный анализ экономических рисков угледобывающего предприятия

Попытки менеджеров угледобывающих предприятий адаптироваться к изменениям факторов внутренней и внешней среды, по сути, представляют собой осознанное или неосознанное управление рисками.

Поэтому чрезвычайно важно, чтобы на смену бессистемному управлению рисками пришли научно обоснованные практические методы риск-менеджмента, позволяющие повысить эффективность управления не только за счет снижения ущерба от риска, но и за счет получения дополнительных доходов посредством разумного использования рискованных ситуаций в интересах предприятия.

Отмеченное определяет научную актуальность и практическую значимость вопросов принятия управленческих решений, касающихся выбора рационального механизма адаптации угледобывающего предприятия к неопределенности и изменчивости рыночного спроса, не только по комплексу критериев экономической эффективности, но и на основе анализа результатов количественных оценок рисков [5].

Для оценки рисков, связанных со снижением экономической эффективности механизмов адаптации к изменчивости спроса в результате проявления конъюнктурных факторов, предложено использовать методологию структурированного количественного анализа рисков. Данная методология, известная в литературе как метод FMEA, удобна в тех случаях, когда необходимо провести детализированный причинно-следственный анализ и количественное моделирование изменения уровня риска в зависимости от факторов среды и параметров бизнес-системы [6].

Величина экономического риска, обусловленного существенным снижением спроса, оценивается по коэффициентной методике в баллах и рассчитывается как произведение балльных оценок двух факторов: FR1, характеризующего степень возникающего экономического ущерба, и FR2, характеризующего возможность заблаговременного прогноза значимого снижения спроса:

$$RISK = FR1 \cdot FR2$$

Характерной особенностью методики

FMEA является использование шкал оценки факторов риска, учитывающих характер человеческого восприятия информации. А именно, все факторы риска рассматриваются как изменяющиеся на шкале от 1 до 10.

Использование указанной шкалы означает, что все физические и расчетные значения характеристик факторов риска преобразуются в балльную оценку. Характерная форма кривой преобразования представлена на рисунке 3.

При этом значение риска, равное 1, соответствует его практическому отсутствию. Значение 10 соответствует максимально возможному проявлению.

Такой подход учитывает ограничения человеческой психики при восприятии количественной информации.

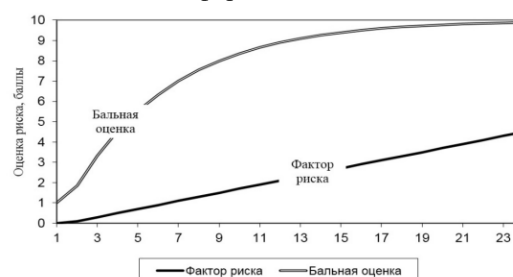


Рисунок 3 – Модель преобразования количественных значений факторов риска в балльную оценку

Такой подход учитывает ограничения человеческой психики при восприятии количественной информации [7].

Алгоритмы работы системы

Алгоритм действий по контролю опасных ситуаций по стадиям развития представлен на рисунке 4.

Цель упреждающего типа контроля – не допускать возникновения или развития опасной производственной ситуации. Применение этого типа контроля требует участия работников всех уровней управления угледобывающего предприятия для принятия и реализации решений по устранению или блокированию опасной производственной ситуации [8].

Для стадии развития целесообразен ситуативный тип контроля и соответствующий ему алгоритм действий, суть которого заключается в недопущении критической совокупности (комбинации) факторов: устранении как минимум одного значимого фактора, формирующего опасную ситуацию.



Рисунок 4 – Алгоритм действий по контролю опасных ситуаций по стадиям развития

На стадии кризисного состояния опасности алгоритм управленческого воздействия сводится собственно к двум действиям: остановке производственного процесса и немедленному устранению критического фактора, который с вероятностью близкой к единице может привести к наступлению негативного события. Остановка процесса необходима для снижения скорости возрастания риска (практически до нуля). После остановки возможно проведение работ по устранению критического фактора.

Ниже представлен алгоритм управления экономическими рисками горного предприятия, представленный на рисунке 5.

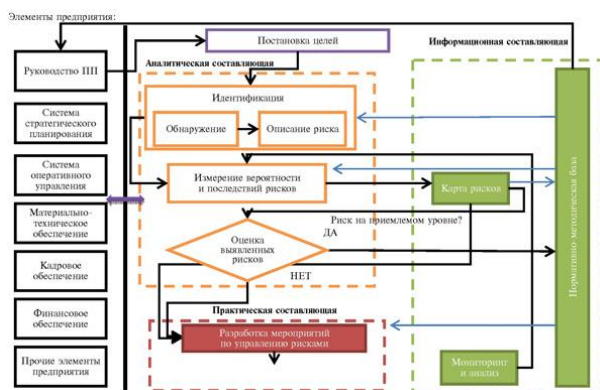


Рисунок 5 – Алгоритм управления экономическими рисками

Управление рисками осуществляется в соответствии с «Концепцией корпоративного риск-менеджмента» и представляет собой систематический процесс выявления, оценки и регулирования рисков во всех сферах деятельности предприятия [9].

Выявление рисков. Риски, которым подвержена Компания, могут возникать как в силу внутренних, так и внешних факторов. На предприятии угольной промышленности на

регулярной основе осуществляется сбор и анализ информации, характеризующей внешние и внутренние факторы, способные негативно воздействовать на достижение целей предприятия. В процессе анализа используются финансовая и управленческая отчетности, статистические данные, схемы материальных и информационных потоков, опросные листы, материалы рабочих совещаний и прочая информация.

Система управления рисками. Система управления рисками реализуется в целях:

- повышения надежности достижения запланированных результатов;
- содействия устойчивому развитию;
- роста эффективности распределения ресурсов;
- повышения инвестиционной привлекательности и акционерной стоимости предприятия.

В сформированных реестрах рисков предприятия фиксируются основные сведения о выявленных рисках, в том числе:

- описание неблагоприятного события или тенденции;
- описание возможных причин и условий, способствующих возникновению и реализации опасной ситуации;
- описание возможных последствий, влияющих на достижение целей предприятия;
- описание взаимосвязи с другими событиями или тенденциями;
- указываются подразделения и должностные лица предприятия, в сфере ответственности которых находятся причины и/или последствия неблагоприятного события;
- предложения по устранению возможных последствий неблагоприятных событий.

Оценка рисков. Предприятие стремится оценить каждый выявленный риск и определить его возможное влияние на достижение целей в течение рассматриваемого периода времени.

Количественными показателями оценки рисков являются:

- вероятность наступления неблагоприятного события;
- величина ущерба в случае реализации риска.

Система управления рисками, определение приоритетов рисков. В соответствии с Концепцией корпоративного риск-менеджмента на предприятии установлены допустимые уровни рисков. В зависимости от значений параметров, а также с учетом наличия и важности нефинансовых факторов риски распределяются по трем категориям значимости: критические,

значительные и умеренные.

Агрегирование и систематизация рисков. Определение возможного влияния неблагоприятных событий на финансово-производственные результаты и достижение целей предприятия, а также совокупное влияние рисков на денежные потоки, осуществляется с использованием современных подходов и методов оценки рисков (качественный, количественный, математическое моделирование).

Регулирование рисков. В зависимости от возможной степени снижения величины параметров риска, стоимости реализации мероприятий на предприятии используются различные методы регулирования рисков, направленные на снижение, устранение, передачу или принятие риска. Систематический контроль реализации мероприятий по регулированию рисков осуществляется централизованно.

Управление рисками является неотъемлемой частью системы корпоративного управления предприятием и предусматривает активное участие подразделений и сотрудников в процессе выявления и оценки рисков, постоянное расширение области исследования потенциальных угроз и опасностей, использование информации о рисках при принятии управленческих решений.

Выводы по работе

В результате анализа показана необходимость анализа теоретических аспектов управления рисками и их адаптация к сложившимся условиям рынка и практического применения теоретических постулатов в системе управления субъекта [10].

Сложность математического аппарата в системе расчетов затрудняет и сужает на практике применение в финансовой политике предприятия моделей управления рисками, что в свою очередь порождает недостаточную информированность в процессе принятия управленческих решений.

Одно из наиболее важных требований системы контроля над финансовой деятельностью предприятий и учреждений состоит в том, чтобы размеры их собственного капитала соответствовали присущим им финансовым рискам. Хотя действующие компании, подобно финансовым и другим корпорациям, используют свой капитал для поддержания своей инфраструктуры и ведения операций, собственный капитал им необходим также и для компенсации постоянно возникающих финансовых рисков. В связи с этим перед финансовыми менеджерами всякий раз возникает задача определения размера оптимального резерва, необходимого для покрытия возможных

будущих затрат.

Процесс выработки компромисса, направленного на достижение баланса между выгодами от уменьшения риска и необходимыми для этого затратами, а также принятие решения о том, какие действия для этого следует предпринять, включая отказ от каких бы то ни было действий, и есть одной из основных задач современного менеджера.

Таким образом, результаты проведенного исследования показали, что методология структурированной количественной балльной оценки рисков, основанная на выделении компонентов риска, характеризующих степень ущерба и способность своевременного обнаружения системой планирования предприятия значимых конъюнктурных колебаний спроса, является адекватным условиям деятельности угледобывающего предприятия инструментом. Полученные зависимости показывают, что критерии оценки рисков, предложенные в настоящем исследовании, корректно отражают установленные причинно-следственные связи между параметрами и характеристиками угледобывающего предприятия, позволяют переходить от интуитивных оценок рисков к объективным количественным показателям и, следовательно, повышать качество управления и, как следствие, заблаговременно вносить существенные и весьма важные корректировки в параметры производственной системы угледобывающего предприятия.

Литература

1. Т.В. Ванжа, Ю. К. Орлов. Разработка моделей и методов управления горным предприятием в условиях экономических рисков. Компьютерная и программная инженерия. Сборник материалов международной научно-технической конференции студентов, аспирантов и молодых ученых 15-16 декабря 2015 года. – Донецк, ДонНТУ – 2015. – 314-317 с.
2. Т.В. Ванжа, Ю. К. Орлов. Разработка моделей и методов управления горным предприятием в условиях экономических рисков. Сборник статей студенческой научно-технической конференции, г.Севастополь, 04 – 08 апреля 2016 г/ М-во образования и науки РФ, Севастопольский государственный университет; науч. ред. Е.Н. Машенко – г. Севастополь: СевГУ, 2016. – 173-177 с.
3. Петросов А.А., Мангуш К.С. Экономические риски горного производства: Учебное пособие. М.: Издательство Московского государственного горного университета, 2002. – 142 с.

4. Лускатова О.В. Оценка риска и экономической устойчивости горных предприятий на основе нечеткой логики / Лускатова О.В. – Норильск: Норильский индустр. ин-т., 2004. – 221 с.
5. Балабанов И.Т. Риск-менеджмент / Балабанов И.Т. – М.: Юнити, 2002. – 192 с.
6. Райзберг Б.А. Предпринимательство и риск / Райзберг Б.А. – М.: Дело, 2001. – 61 с.
7. Чалый-Прилуцкий В.А. Рынок и риск. Методические материалы по анализу оценки и управления риском / Чалый-Прилуцкий В.А. – М.: НИУР, Центр СИНТЕК, 2001. – 80 с.
8. Мамаева Л.Н. Управление рисками: Учебное пособие / Мамаева Л.Н. – М.: Дашков и К, 2013. – 256 с.
9. Хенли Э.Дж. Надёжность технических систем и оценка риска / Э.Дж. Хенли, Х. Кумамото. – М.: Машиностроение, 1984. – 528 с.
10. Мартякова Е.В., Кочура И.В. Хозяйственные риски: оценка и прогнозирование : монография / Е. В. Мартякова, И. В. Кочура; ГВУЗ "Донец. нац. техн. ун-т, Ин-т экономики пром-сти НАН Украины. - Донецк, 2008. - 220 с.
11. Радаев Н.Н. Повышение точности прогноза вероятности катастроф за счет учета неоднородных статистических данных по ущербу / Радаев Н.Н. // Автоматика и телемеханика. – 2000. – №3. – С. 189-193.

Ванжа Т.В., Орлов Ю.К. Анализ экономических рисков горного предприятия методом структурированного количественного анализа. В работе рассмотрены понятие экономического риска и причины его возникновения. Использована общепринятая систематизация экономических рисков горного производства, предложенная профессором, доктором технических наук Петросовым А.А. и кандидатом экономических наук Мангуш К.С., а также классификация основных факторов инвестиционных рисков угледобывающего предприятия, разработанная профессором, доктором экономических наук Астаховым А.С.. Разработана системы управления горным предприятием в соответствии с концепцией корпоративного риск-менеджмента, обоснованы наиболее приемлемые методы оценки риска для использования в горной промышленности. Для оценки рисков, связанных со снижением экономической эффективности механизмов адаптации к изменчивости спроса в результате проявления конъюнктурных факторов, предложено использовать методологию структурированного количественного анализа рисков. Разработаны алгоритмы действий по контролю опасных ситуаций по стадиям развития и работы системы управления экономическими рисками в общем. В результате анализа показана необходимость анализа теоретических аспектов управления рисками и их адаптация к сложившимся условиям рынка.

Ключевые слова: экономический риск, методы управления, структурированный количественный анализ.

Vanzha T.V., Orlov J.K. The analysis of economic risks of the mining company by the method of the structured quantitative analysis. In this scientific work, the concept of economic risk and the causes of its occurrence are considered. The generally accepted systematization of economic risks of mining production, proposed by professor, doctor of technical sciences Petrosov AA was used. And the candidate of economic sciences Mangush KS, as well as the classification of the main factors of investment risks of the coal-mining company, developed by Professor, Doctor of Economic Sciences Astakhov AS. A mining company management system has been developed in accordance with the corporate risk management concept, the most acceptable methods Risk assessment for use in the mining industry. To assess the risks associated with a decrease in the economic efficiency of the mechanisms of adaptation to the volatility of demand as a result of the development of conjuncture factors, it is suggested to use the methodology of structured quantitative risk analysis. Algorithms of actions for the control of dangerous situations on the stages of development and operation of the economic risk management system in general have been developed. The analysis shows the need to analyze the theoretical aspects of risk management and their adaptation to the current market conditions.

Keywords: economic risk, management methods, structured quantitative analysis.

Статья поступила в редакцию 12.2.2017
Рекомендована к публикации д-ром тех. наук В.Н. Павлышом

УДК 303.092.8:378:001:519.2:316

Построение моделей состояния социальных объектов на основе анализа индикативных событий

А.В.Звягинцева
anna_zv@ukr.net

Звягинцева А.В. «Построение моделей состояния социальных объектов на основе анализа индикативных событий». Показана возможность построения моделей состояния социальных объектов на основе алгоритмической оценки вероятности совместных событий наблюдения нескольких значимых показателей. Предложены соответствующие модели в виде вероятностных распределений индикативных событий, позволяющие оценить среднестатистические тенденции развития объектов в пространстве состояний социальной системы. На основе применения событийной оценки дан пример рейтингования деятельности структурных подразделений и работников университетов, исходя из определения в многомерном пространстве состояний положения каждого объекта по отношению ко всей группе изучаемых объектов. Это позволяет повысить объективность принятия решений на основе рейтинговых оценок за счет обработки данных и анализа событий, несущих в себе различную социально и профессионально значимую информацию. Предложенный подход открывает возможности для создания методов описания поведения систем общественной природы, для которых существуют обширные массивы данных наблюдений.

Ключевые слова: системный анализ, социальные объекты, события и данные, пространства состояний и их модели, рейтинговые оценки объектов

Введение

Социальные явления достаточно сложны для научного исследования и моделирования по сравнению с описанием процессов и объектов в естественных науках. Сложность оценки социальных объектов и процессов обусловлена наличием множества различных объективных и субъективных факторов и их взаимных связей. К тому же функционирование и поведение социальных объектов определено общественной средой, которая во многом субъективна и неоднозначна.

Сегодня потребность в исследовании социальных объектов и явлений возрастает и требует совершенствования методологии моделирования объектов данного класса. Среди основных направлений научных исследований в области описания социальных процессов можно выделить следующие:

- определение особенностей и закономерностей индивидуального поведения социальных объектов;
- изучение механизмов формирования, развития и специфики поведения социальных групп;
- выявление центров социальной активности и исследование процессов социальных перемещений.

Данные направления исследований

имеют большое значение для оценки состояния и прогнозирования развития как отдельных социальных групп, так и общества в целом, и требуют всестороннего изучения указанных процессов и их последствий на основе использования различных методов и инструментариев исследования.

В тоже время следует отметить, что возможности проведения активного эксперимента в социальной сфере крайне ограничены. Среди таких ограничений можно выделить следующие:

- невозможность воздействовать на многие виды изучаемых объектов, например, в глобальных, региональных и исторических исследованиях – события безвозвратно ушли в прошлое;
- необходимость считаться с возможными негативными последствиями, даже если допустимы управляющие воздействия на изучаемый объект;
- реальное вмешательство может нарушить функционирование объекта исследования;
- неосуществимость полной изоляции какой-либо социальной группы от общественной среды и установление для нее особых условий жизнедеятельности.

Эти и другие трудности предопределили использование модельного и вычислительного

эксперимента. Построение математических моделей в социальных науках – сравнительно новая область, хотя первые работы в этом направлении были предприняты в 1960-ых годах. Данное направление исследований открывает широкие возможности и имеет значительный потенциал, так как моделирование представляет собой реальный инструмент для прогнозирования и понимания социальных процессов. Его использование позволяет выявить:

- внешние (основные) параметры того или иного процесса или объекта;
- связи и закономерности, недоступные наблюдению в естественных условиях;
- оптимизирующие параметры и оптимальные условия;
- негативные тенденции и факторы, влияние которых может иметь нежелательное развитие.

Моделирование в данной области в основном ориентировано на углубление представлений о социальных процессах и определение наиболее приемлемых и оптимальных (исходя их ресурсов, времени и социальных сил) вариантов развития социальных объектов.

Учитывая остроту и сложность описания социальных процессов, цели моделирования направлены на:

- изучение состояния проблемы на текущий момент времени, выявление противоречий;
- прогнозирование поведения объекта (системы) при различных управляющих решениях и предсказание последствий воздействия на объект;
- оптимизацию управляющих решений (поиск оптимальных вариантов разрешения социальных конфликтов).

Имеется два подхода к построению модели общественных процессов: локальный и глобальный. В локальном случае рассматривается поведение нескольких индивидов (личностей) или групп. При глобальном подходе изучается крупный социум (этнос, государство, все человечество), исследуются общие для всех характеристики и показатели. Многие исследователи рассматривают данные подходы с точки зрения различных уровней абстракции, говоря о «восходящей» (bottomup) и «нисходящей» (top-down) моделях. В восходящей модели идут от модели индивидуального взаимодействия к модели группового, что в свою очередь ведет к модели общества в целом. А в нисходящем случае – от модели общества в целом – к

моделям группового и индивидуального взаимодействия. На основе данных подходов строятся соответствующие математические модели, имеющие свои особенности.

Вопросам достижения основной цели моделирования – составления прогнозов развития и определения состояний социальных объектов (систем) – посвящен целый ряд работ [1–11]. В данной статье моделирование и анализ состояний социальных объектов предлагается проводить на основе методов событийной оценки и событийного моделирования. Под событийной оценкой в данном случае понимается анализ состояния и развития сложных систем на основе наблюдения, регистрации и изучения событий и их вероятностей. Данный вид оценки является важной составляющей комплексной оценки, которая направлена на анализ состояния и развития сложных систем по совокупности показателей, характеристик или критериев на основе установления их соответствия определенным уровням или нормам, в сравнении объектов между собой.

Цель статьи – показать на реальном примере возможность построения моделей состояния социальных объектов на основе применения вероятностных методов анализа и описания разноплановой информации, представляемой в виде совместных событий одновременного наблюдения нескольких значимых показателей. Считается, что информацию о состояниях объектов могут нести в себе как данные в виде показателей, так и различные факты в виде событий. Связь между вероятностями событий и данными позволяет предложить математические модели описания состояния и развития социальных объектов.

Таким образом, основной упор в статье делается не на построение гипотетических моделей, а на поиск закономерностей в поведении социальных групп на основе обработки количественной информации. В случае установления таких закономерностей возможно построение обоснованных теоретических моделей в данной области. Исходя из этого, в качестве предмета исследования рассмотрены социальные группы структурных подразделений и профессорско-преподавательского состава (ППС), для которых проведена рейтинговая оценка их деятельности в крупном вузе по комплексу разноплановых показателей на основе построения событийных моделей.

Выбор объектов моделирования был обусловлен наличием больших объемов накопленных структурированных данных о состоянии и поведении социальных групп, а

также возрастающим интересом к формированию и использованию систем рейтинговых оценок университетов, их структурных подразделений и ППС в практике управления качеством высшего образования.

В сфере образования рейтингование понимается как система мер и процедур, направленная на комплексную оценку профессиональной деятельности и уровня достижений структурных подразделений, коллективов и работников, а также учебной деятельности учащихся. На сегодняшний день существует пять наиболее признанных глобальных рейтингов университетов – ARWU, THE, QS, Web и PRSP, при этом используется значительное количество различных моделей формирования рейтингов высших учебных заведений, их подразделений и сотрудников [2, 5 – 11 и др.]. Основные концепции, принципы, особенности и методологии построения рейтингов университетов, их анализ, влияние на политику в сфере высшего образования, выбор индикаторов, а также недостатки рейтинговых систем, проблемы выбора весовых коэффициентов и способов агрегирования индикаторов изложены в работах [5 – 11]. При этом многие авторы отмечают, что важной тенденцией в данной области является усовершенствование методик рейтингования.

Комплексная оценка, ранжирование и рейтингование систем обычно основываются на применении индикативных показателей или суммарной балльной оценке полученных достижений и выполненных мероприятий и работ в определенных аспектах профессиональной деятельности [8 – 11]. Последнее время при комплексных оценках различных социальных систем используются в основном методы многомерного ранжирования, при этом применяются экспертные методы оценки, которые отличаются между собой набором оцениваемых факторов и системой весовых коэффициентов [1, 2, 4, 5].

Учитывая субъективную природу экспертных подходов, оценка состояния социальных объектов и совершенствование методологии социального рейтингования видится в использовании событийных методов оценки значимой информации и разработки соответствующих моделей, что связано с возможностью представления результатов, учитываемых при рейтингах, в виде сложных индикативных событий. Этим актуальным вопросам и посвящена данная статья.

Методика событийного моделирования

Общий подход комплексного анализа

объектов по совокупности количественных показателей $p_1, p_2, \dots, p_n$ предполагает представление состояний однотипных объектов в многомерном информационном пространстве этих показателей в виде облака точек и оценку положения каждого объекта в этом пространстве по отношению ко всей группе изучаемых объектов. Многомерное информационное пространство H^n формируется как декартово пространство координат, в качестве которых выступают показатели $p_1, p_2, \dots, p_n$. Для оценки положения точек в данном пространстве могут быть использованы различные методы объективного анализа данных. Например, можно факт одновременного наблюдения нескольких показателей объекта рассматривать как сложное совместное событие и оценивать вероятность такого события известными методами [13 – 15]. Также можно найти в данном пространстве расстояние от начала координат до каждой точки и для данной характеристической величины изучаемого события оценить распределение вероятностей. Возможно также определение расстояния от каждой точки до центра тяжести всего облака изучаемых точек и последующая оценка вероятности распределения данной характеристической величины и т.д. В данной работе использован метод оценки вероятностей совместных событий, содержание которого приведено в работах [13 – 19].

Будем представлять систему социальной природы в виде совокупности объектов одного класса, например: граждан, работников, коллективов, структурных подразделений, организаций или учреждений и т.д. Все объекты изучаемой системы имеют определенное число основных наблюдаемых показателей $p_1, p_2, \dots, p_n$, которые могут изменяться от нуля до некоторых максимальных значений. Значения показателей могут быть выражены размерными или безразмерными величинами. Безразмерными являются, например, относительные показатели. Для выражения размерности показателей могут использоваться общепринятые единицы измерения, оценки в баллах или пунктах по соответствующей шкале измерений. В результате сбора статистической информации формируется массив структурированных данных, в котором каждая таблица имеет структуру «объекты–показатели», а различные таблицы соответствуют разным периодам времени. Информация о многих социальных системах может быть представлена в подобном виде.

Основные предлагаемые идеи и гипотезы

событийной оценки состояния социальных групп формулируем в виде:

- для событийной оценки используется индикативное событие одновременного наблюдения значимых показателей $p_1, \dots, p_n$ социальных объектов. Считается, что вероятность этого события может быть найдена алгоритмически по имеющейся в базе данных социальной информации;

- описания процессов изменения состояний объектов в пространстве H^n связано с решениями многомерных уравнений Пфаффа [14, 15]:

$$dw = c_1 \cdot \left(\frac{\partial \rho}{\partial p_1} \right) dp_1 + c_2 \cdot \left(\frac{\partial \rho}{\partial p_2} \right) dp_2 + \dots + c_n \cdot \left(\frac{\partial \rho}{\partial p_n} \right) dp_n, \quad (1)$$

где w – статистическая вероятность совместного события наблюдения показателей $p_1, \dots, p_n$; ρ – метрика пространства состояний H^n , принимаемая в виде одной из функций:

- евклидово расстояние $\rho = \sqrt{\sum_1^n (p_i - p_{i_0})^2}$;
- квадрат евклидова расстояния $\rho = \sum_1^n (p_i - p_{i_0})^2$;
- Манхэттенское расстояние $\rho = \sum_1^n |p_i - p_{i_0}|$;
- расстояние Чебышева $\rho = \max |p_i - p_{i_0}|$;
- степенное расстояние $\rho = \sqrt[q]{\sum_1^n (p_i - p_{i_0})^q}$;
- мера относительных изменений $\rho = \frac{p_{i_1} \cdot p_{2_{i_2}}}{p_{1_0} \cdot p_{2_0}}$;

- рейтинговая оценка и ранжирование объектов по совокупности показателей может проводиться путем определения функций состояния (энтропии (s)) и потенциала (U)), которые характеризуют поверхности уровня и координатные линии в многомерном пространстве H^n для поля вероятности состояния всей системы в целом [13 – 15]:

$$s = c_1 \cdot \ln \left(\frac{p_1}{p_{1,m}} \right) + c_2 \cdot \ln \left(\frac{p_2}{p_{2,m}} \right) + \dots + c_n \cdot \ln \left(\frac{p_n}{p_{n,m}} \right), \quad (2)$$

$$U = \frac{p_1^2 - p_{1,m}^2}{c_1} + \frac{p_2^2 - p_{2,m}^2}{c_2} + \dots + \frac{p_3^2 - p_{3,m}^2}{c_3}, \quad (3)$$

при условии, что величины s и U равны нулю при значениях показателей $p_i = p_{i,m}$, которые считаются опорными.

Общая методика анализа данных предполагает следующую последовательность

действий. Для рейтинговой оценки социальных объектов составляется база данных, в которой изучаемые объекты и информация о них представляется строками таблиц базы данных, а показатели, определяющие состояния объектов, – колонками таблиц. Каждому периоду рейтинговой оценки соответствует своя таблица данных. Далее выделяются совместные события одновременного наблюдения нескольких значимых показателей, которые являются индикативными и однозначно характеризуют в определенном аспекте состояния изучаемой системы. По таблице базы данных алгоритмическим путем определяются вероятности событий, соответствующие алгоритмы оценки вероятностей предложены в работах [13 – 15]. Методом пробит-анализа изучаются связи между статистической вероятностью и показателями состояния системы и устанавливаются различные вероятностные распределения, характеризующие данную социальную систему. Дальнейший анализ проводится, если эмпирически найденные вероятностные распределения событий хорошего качества. Полученные зависимости позволяют определить феноменологические величины c_i , свойственные данной социальной группе объектов. Далее осуществляется ранжирование объектов на основе критерия, который определяет многомерные поверхности уровня в виде потенциала пространства H^n путем применения уравнения (3). Ранги устанавливаются исходя из положения объектов по отношению к криволинейным координатам, которые являются энтропией и потенциалом вида (2) – (3).

Пример построения уравнения состояний социальных объектов

На практике целями рейтинговой оценки профессиональной деятельности в крупном вузе является объективный анализ уровня работы ППС, кафедр, факультетов и институтов, обеспечение заинтересованности работников в результатах своей деятельности, формирование основы для принятия обоснованных управленческих решений.

Рейтинговая оценка деятельности структурных подразделений и ППС обычно проводится по направлениям учебно-методической работы (УМР), научно-исследовательской деятельности (НИД) и организационно-воспитательной работы (ОВР).

Оценка уровня учебно-методической работы структурного подразделения вуза и

преподавателей основывается на учете результатов методической деятельности в виде издания учебников и учебных пособий, повышения квалификации, участия в профессиональных, профессионально-педагогических конкурсах и олимпиадах, на учете результатов разработки учебно-методических комплексов дисциплин, образовательных программ и электронных методических материалов, работах ППС, связанных с руководством образовательными программами, и т.д.

В свою очередь, оценка уровня научно-исследовательской деятельности ППС, кафедр и факультетов основывается на фактах издания монографий и статей с учетом их значимости, защиты диссертаций и получении патентов, участии в научных конференциях, на учете результатов работы с грантами, научно-исследовательскими работами и программами, выполнении различных видов научных работ, результатах внедрения НИР, работах по научному руководству магистрантами, аспирантами и докторантами и т.п.

Уровень организационно-воспитательной работы оценивается по работам в общественных объединениях, советах и комиссиях разного уровня, участию в спортивных и творческих конкурсах, руководству студенческими общественными клубами и объединениями, организации и проведению общественных, профориентационных, воспитательных, спортивных, творческих и культурно-массовых мероприятиях различного уровня и т.д.

Измерение критериев по направлениям учебно-методической работы, научно-исследовательской деятельности и организационно-воспитательной работы для ППС осуществляется в баллах, которые для указанных выше направлений деятельности суммируются. Каждому мероприятию, виду работы или результату присваивается заданное количество баллов по принятой в вузе шкале оценки мероприятий и работ. Исходя из этого, каждый преподаватель набирает определенное количество баллов по направлениям УМР, НИД и ОВР за выбранный период рейтингования. Значениями данных величин можно характеризовать деятельность ППС и определять в заданный период времени состояние объекта рейтингования.

Рейтинги структурных подразделений по каждому из направлений деятельности определяются, исходя из принятой методики, суммированием баллов ППС, работающих в соответствующем подразделении.

В качестве статистической информации

для построения вероятностных моделей используем данные о рейтинговании сотрудников и структурных подразделений Белгородского государственного национального исследовательского университета (НИУ «БелГУ») за 2015–2016 годы. В университетской методике рейтингования в качестве основных показателей используются: показатель учебно-методической работы (p_1), балл; показатель научно-исследовательской деятельности (p_2), балл; показатель организационно-воспитательной работы (p_3), балл. Для решения поставленной задачи воспользуемся базами данных автоматизированной системы НИУ «БелГУ» [20]. По имеющимся данным с учетом алгоритмической оценки определены вероятности состояний объектов рейтингования разных социальных групп. При этом в качестве индикативного события рассматривается совместное событие наблюдение показателей p_1, p_2, p_3 .

Исходя из полученных результатов с учетом вероятностной оценки совместных событий, были построены вероятностные модели состояния социальных объектов и определены ранги структурных подразделений и ППС. Соответствующая модель для кафедр вуза получена в виде пробит-зависимости величины вероятности совместных событий наблюдения показателей p_1, p_2, p_3 от энтропии состояния системы:

$$w = \frac{1}{\sqrt{2 \cdot \pi}} \int_{-\infty}^{\text{Prob}} \exp\left(-\frac{t^2}{2}\right) dt; \text{ Prob} = 0,580 + s; \quad (4)$$

$$s = 0,286 \cdot \ln\left(\frac{p_1}{p_{1,m}}\right) + 0,260 \cdot \ln\left(\frac{p_2}{p_{2,m}}\right) + 0,167 \cdot \ln\left(\frac{p_3}{p_{3,m}}\right)$$

Коэффициент корреляции зависимости (4) составил 0,93, результаты обработки данных для 100 кафедр вуза приведены на рисунке 1. Показатели p_1, p_2, p_3 относились к значениям величин $p_{1,m}, p_{2,m}, p_{3,m}$, которые соответствуют выбранной опорной точке – максимально наблюдаемым значениям показателей в 2015 – 2016 годах, которые равны: $p_{1,m} = 245,3$ баллов; $p_{2,m} = 230,1$ баллов; $p_{3,m} = 219,4$ баллов.

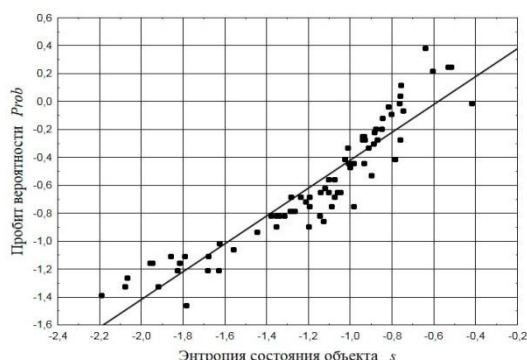


Рис. 1. Зависимость вероятности состояния w от энтропии состояния системы s для совместно наблюдаемых показателей p_1, p_2, p_3 для кафедр НИУ «БелГУ»

Подобная модель получена для профессорского состава вуза в виде пробит-зависимости вероятности совместных событий наблюдения показателей p_1, p_2, p_3 от энтропии состояния системы:

$$\text{Prob} = 1,177 + s; \quad (5)$$

$$s = 0,187 \cdot \ln\left(\frac{p_1}{p_{1,m}}\right) + 0,232 \cdot \ln\left(\frac{p_2}{p_{2,m}}\right) + 0,220 \cdot \ln\left(\frac{p_3}{p_{3,m}}\right)$$

Коэффициент корреляции зависимости (5) составил 0,96, результаты обработки данных для 180 профессоров вуза приведены на рисунке 2. В данном случае показатели относились к значениям $p_{1,m}, p_{2,m}, p_{3,m}$, которые соответственно равны: $p_{1,m} = 582$ балла; $p_{2,m} = 2065$ баллов; $p_{3,m} = 639$ баллов.

Аналогичным образом получены вероятностные модели для оценки качества деятельности других категорий ППС. Конкретные рейтинги кафедр и ППС определяются по значениям потенциала пространства состояний (3).

Таким образом, описание поведения социальных групп по совокупности показателей возможно на основе получения уравнений состояний, представленных в виде распределений вероятностей совместных индикативных событий. В случае получения качественных эмпирических уравнений на основе данных наблюдений, возможно установление среднестатистических тенденций развития объектов в пространстве состояний социальной системы и ранжирование положения каждого объекта в этом пространстве по отношению ко всей группе изучаемых объектов. Подобный подход открывает возможности для создания теоретических методов описания поведения систем общественной природы [13 – 19].

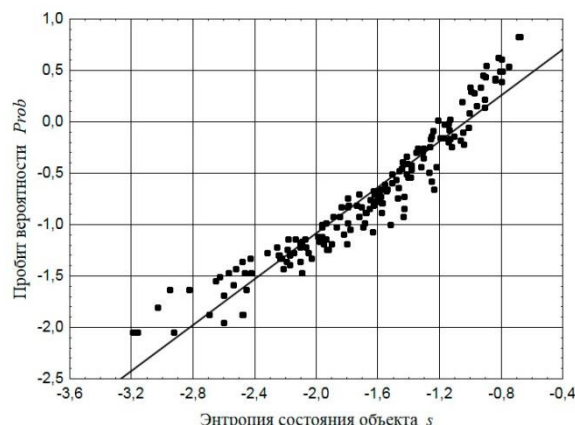


Рис. 2. Зависимость вероятности состояния w от энтропии состояния системы s для совместно наблюдаемых показателей p_1, p_2, p_3 для профессорского состава НИУ «БелГУ»

Выводы

В настоящей работе показаны возможности применения методов событийной оценки для построения моделей социальных объектов на основе представления их состояний через совместные события одновременного наблюдения нескольких значимых показателей. При этом из реального примера видно, что поиск количественных закономерностей в поведении социальных групп может осуществляться на основе совместной обработки информации, которая характеризуется как данными, так и событиями. Полученные в процессе обработки данных зависимости вероятности индикативных событий от энтропии состояния для оценки качества деятельности кафедр и профессорского состава имеют достаточно высокое качество.

Используемый метод построения вероятностных моделей можно отнести к объективным средствам анализа разноплановых данных, так как в процессе исследования не задаются весовые коэффициенты, позволяющие экспертным путем провести сравнение значимости оцениваемых факторов.

Событийная оценка отличается универсальностью при представлении информации и дает возможность построения моделей состояния социальных объектов по совокупности разных показателей.

Литература

1. Давыдов А.А. Системный подход в социологии. Новые направления, теории и методы анализа социальных систем М.: Комкнига, 2005. – 328 с.
2. Сидоренков А.В. Методики социально-психологического изучения малых групп в организации: монография / А.В. Сидоренков, Е.С. Коваль, А.Л. Мон-друс, И.И. Сидоренкова, Н.Ю. Ульянова; под ред. А.В. Сидоренкова. Ростов-на-Дону: Издательство Южного федерального университета, 2012. – 244 с.
3. Сафронова В.М. Прогнозирование и моделирование в социальной работе. М.: Академия, 2002. – 192 с.
4. Терехина А.Ю. Анализ данных методами многомерного шкалирования. М.: Наука, 1986. – 168 с.
5. Балацкий Е.В., Екимова Н.А. Международные рейтинги университетов: практика составления и использования. Экономика образования, 2, 2012. – С. 67 – 80.
6. Похолков Ю.П., Чучалин А.И., Агранович Б.Л., Могильницкий С.Б. Модели рейтинга вузов и образовательных программ. Высшее образование в России, 11, 2005. – С. 3 – 20.
7. Тарадина Л.Д. Рейтингование университетов. Отечественные записки, 4, 2013. URL: <http://www.intelros.ru/readroom/otechestvennyye-zapiski/o4-2013/20671-reytingovanie-universitetov.html> (11.04.17).
8. Салми Д., Сароян Э. Рейтинги и ранжирования как инструмент политики: политические аспекты экономической политики отчетности в высшем образовании. Высшее образование в Европе, 1, 2007.
9. Салми Д. Создание университетов мирового класса. М.: Весь Мир, 2009. – 132 с.
10. Васильева Е.Ю., Трапицын С.Ю. Теория и практика оценки качества профессиональной деятельности профессорско-преподавательского состава вуза: Монография. СПб., изд-во РГПУ им. А.И. Герцена, 2006. – 288 с.
11. Шульгина Т.А. Воробьева Г.Н. Рейтинг в оценке деятельности отечественных и зарубежных вузов. Вестник ЧГПУ, 12, 2010. – С. 237 – 247.
12. Положение о системе рейтингования НПР, лабораторий, центров, кафедр, факультетов и институтов НИУ «БелГУ» (2016). URL: <http://dekanat.bsu.edu.ru/> (07.05.2017).
13. Звягинцева А.В. 2016. Вероятностные методы комплексной оценки природно-антропогенных систем / Под науч. ред. д.т.н., проф. Г.В. Аверина. М.: Спектр, 257.
14. Аверин Г.В., Звягинцева А.В. Стратегическая оценка статуса Украины в современном мире по данным международных организаций. Часть 1: Теория и методика оценки // Системный анализ и информационные технологии в науках о природе и обществе. 2012. – №1(2) – 2(4). С. 75 – 92.
15. Аверин Г.В. Системодинамика. Донецк: Донбасс, 2014. – 405 с.
16. Awerin G.V., Zviagintseva A.V., Konstantinov I.S. and Ivashchuk O.A., 2015. Data Intellectual Analysis Means Use for Condition Indicators Assessment of the Territorial and State Formations. Research Journal of Applied Sciences, 10(8): 411 – 414.
17. Звягинцева А.В. О вероятностном анализе данных наблюдений о состоянии природно-антропогенных систем в многомерных пространствах // Научные ведомости БелГУ, серия «Экономика. Информатика». 2016. №2 (223). Выпуск 37. Белгород. С. 93 – 100.
18. Аверин Г.В., Константинов И.С., Звягинцева А.В. О континуальном подходе к модельному представлению данных // Вестник компьютерных и информационных технологий. Москва. № 10, 2016. – С. 47 – 52.
19. Zviagintseva A.V. Multiparameter ranking of areas based on the analysis of data about the condition of natural and anthropogenic systems // Системный анализ и информационные технологии в науках о природе и обществе. 2014. 1(6)–2(7). С. 76 – 83.
20. Автоматизированная система «Учебный процесс» НИУ «БелГУ». 2016. URL: <http://dekanat.bsu.edu.ru/> (11.04.2017).

Zviagintseva A.V. “The social objects state models construction on the indicative events analysis basis”. The possibility of social objects state models construction on the algorithmic estimation of the probability for several significant indicators joint events observation basis is shown. Appropriate models are proposed in the indicative events probabilistic distributions form, allowing to estimate the objects development average statistical tendencies in the social system’s state space. Based on the event models application, an example of the structural units and university employees activities rating evaluation is given, based on the each object’s position definition in the multidimensional state space with respect to the entire objects group under study. This makes it possible to increase the decision-making objectivity on the rating assessments basis by processing data

and analyzing events that carry various socially and professionally relevant information. The proposed approach opens the possibility for creating methods which describing the social nature systems behavior, for which there are vast arrays of observational data.

Keywords: system analysis, social objects, events and data, state spaces and their models, rating evaluations of objects.

Звягінцева Г.В. «Побудова моделей стану соціальних об'єктів на основі аналізу індикативних подій». Показана можливість побудови моделей стану соціальних об'єктів на основі алгоритмічної оцінки ймовірності спільних подій спостереження декількох значимих показників. Запропоновано відповідні моделі у вигляді ймовірнісних розподілів індикативних подій, які дозволяють оцінити середньостатистичні тенденції розвитку об'єктів у просторі станів соціальної системи. На основі застосування подієвої оцінки надано приклад рейтингування діяльності структурних підрозділів і працівників університетів, виходячи з визначення у багатовимірному просторі станів становища кожного об'єкта по відношенню до всієї групи досліджуваних об'єктів. Це дозволяє підвищити об'єктивність прийняття рішень на основі рейтингових оцінок завдяки обробці даних та аналізу подій, які несуть в собі різну соціально і професійно значущу інформацію. Запропонований підхід відкриває можливості для створення методів опису поведінки систем суспільної природи, для яких існують великі масиви даних спостережень.

Стаття поступила в редакцію 20.5.2017

Рекомендована к публікації д-ром физ.-мат. наук А.С. Миненко

УДК 621.771

МАТЕМАТИЧЕСКОЕ МОДЕЛИРОВАНИЕ ПРОЦЕССА ХОЛОДНОЙ ПРОКАТКИ В УСЛОВИЯХ НЕСТАЦИОНАРНОСТИ И СТОХАСТИЧНОСТИ ТЕХНОЛОГИЧЕСКИХ ПАРАМЕТРОВ

А.В. Кожевников, И.А. Кожевникова, Н.Л. Болобанова
Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение высшего образования
«Череповецкий государственный университет»
E-mail: avk7777@mail.ru

Кожевников А.В., Кожевникова И.А., Болобанова Н.Л. Математическое моделирование процесса холодной прокатки в условиях нестационарности и стохастичности технологических параметров. Разработана динамическая модель процесса холодной прокатки на непрерывном стане, объединяющая модели электромеханической системы, очага деформации и гидронажимного устройства. Представлены результаты статистической оценки точности модели по погрешности расчета силы прокатки. В результате установлено, что более чем в 93 % случаев погрешность расчета не превышает 6 %, максимальная погрешность составила 16,6 %. Математическая модель обеспечивает высокую точность прогнозирования величины и характера изменения силы прокатки с учетом нестационарности и стохастичности технологических параметров.

Ключевые слова: Холодная прокатка, нестационарный процесс, стохастичность параметров, очаг деформации, электромеханическая система.

Общая постановка проблемы

Фундаментом для создания математических моделей процесса прокатки являются положения теории прокатки, основанные на детерминистском подходе. Подобного рода модели позволяют определять точечные значения основных параметров (технологических, геометрических, энергосиловых) на основании фиксированного набора исходных данных без учета их нестационарности и стохастичности.

Рост вычислительных мощностей, наблюдаемый за последние десятилетия, позволил расширить сферу применения динамических моделей на те области, где ранее традиционно использовались исключительно детерминированные модели. Одной из таких областей является технология производства холоднокатаного листа, включая проектирование современных технологий производства специальных марок сталей, настройку и управление оборудованием прокатных станов, прогнозирование качественных характеристик готовой продукции.

Основная цель работы – создание математической модели процесса холодной прокатки, учитывающей стохастичность параметров, нестационарный характер и взаимосвязь процессов, протекающих в линии привода прокатной клетки, валковом узле и очаге

деформации, для исследования влияния указанных факторов на затраты энергии, структуру и механические свойства проката.

Литературно-аналитический обзор

Моделирование динамических процессов, возникающих при непрерывной холодной прокатке, является весьма сложной задачей, поэтому в технической литературе освещаются только ее отдельные аспекты.

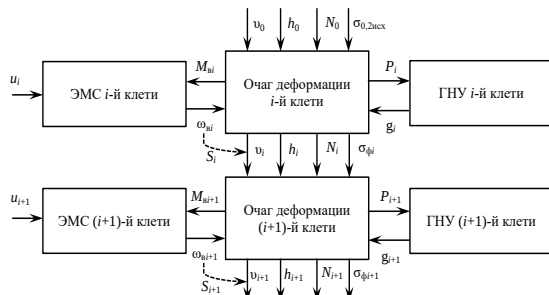
Большинство известных математических моделей процесса холодной прокатки и методов расчета энергосиловых параметров являются детерминистскими [1 – 8], не учитывающими динамический характер его протекания в реальных производственных условиях.

Динамические модели, описанные работах [9 – 11], являются моделями управления процессом, предназначенными для проектирования контроллеров, без прогнозирования напряжений, деформаций и нагрузок в прокатных клетях.

В работе [12] затронут вопрос математического описания электромеханической системы клетки стана холодной прокатки для исследования динамических нагрузок электропривода клетки без учета влияния контактного взаимодействия между полосой и валками.

Описание модели

При разработке математической модели процесса холодной прокатки рассматривались следующие элементы системы непрерывного прокатного стана: очаги пластической деформации с межклетевым промежутком, гидравлические нажимные устройства (ГНУ), электромеханические системы клеток, включающие автоматизированные электроприводы, механические трансмиссии и непосредственно рабочие клетки (рис. 1).



u_i, u_{i+1} – напряжение на якорной обмотке двигателя i -й, $(i+1)$ -й клеток; $\omega_{vi}, \omega_{vi+1}$ – угловая скорость вращения бочки рабочего вала i -й, $(i+1)$ -й клеток; M_{vi}, M_{vi+1} – момент, необходимый для обеспечения процесса прокатки в i -й, $(i+1)$ -й клетки; v_0 – скорость подката; h_0 – толщина подката; v_i, v_{i+1} – скорости полосы на выходе из i -й, $(i+1)$ -й клеток; h_i, h_{i+1} – толщины полосы на выходе из i -й, $(i+1)$ -й клеток; N_0, N_i, N_{i+1} – силы натяжения полосы; P_i, P_{i+1} – силы прокатки в i -й, $(i+1)$ -й клетях; g_i, g_{i+1} – зазоры между рабочими валами i -й, $(i+1)$ -й клеток; $\sigma_{0,2исх}$ – исходный предел текучести материала полосы; $\sigma_{\phi i}, \sigma_{\phi i+1}$ – сопротивление деформации полосы в i -й, $(i+1)$ -й клетки; S_i, S_{i+1} – коэффициенты опережения в i -й, $(i+1)$ -й клетки. Рисунок 1 – Структурная схема математической модели процесса холодной прокатки, учитывающая взаимосвязь электромеханических систем клеток, модель очага деформации и ГНУ.

Модель электромеханической системы имеет две входные переменные: напряжения, подаваемые на якорные обмотки электродвигателей рабочих клеток, и момент необходимый для осуществления процесса прокатки, и одну выходную – угловую скорость вращения бочки рабочего вала.

Модель очага деформации содержит шесть входных переменных и столько же выходных, связывающих ее с соседними клетями через межклетевые промежутки, главным приводом через механическую трансмиссию и ГНУ. Воздействие на напряжение двигателя передается на вход очага деформации через

скорость валков с обратной связью по моменту.

При регулировании толщины полосы по методу Головина-Симса [13] взаимосвязь между очагом деформации и ГНУ осуществляется через силу прокатки и межвалковый зазор. Зазор является входной переменной, позволяющей учитывать внешние возмущения, например, биение бочек валков или управляющие воздействия.

Указанные на рис. 1 переменные задаются с учетом динамики процесса холодной прокатки и стохастичности его параметров. Характеристики прокатываемого металла такие, как предел текучести, показатели упрочнения представляют собой случайные величины, получить действительные значения которых экспериментальным путем весьма затруднительно, поэтому для расчета распределения исходного предела текучести по длине холоднокатаной полосы применен метод Монте-Карло.

Математическая модель очага пластической деформации

Математическое описание очага деформации i -й рабочей клетки основано на упругопластической схеме, в которой полоса рассмотрена как тонкое упругопластическое тело, а валки – как массивные упругие тела [14 – 17].

В соответствии с принятой схемой (рис. 2) очаг деформации состоит из трех участков:

- 1) упругого сжатия полосы длиной x_1 ;
- 2) пластической деформации длиной $x_{пл}$, состоящий из двух зон: отставания длиной x_2 и опережения длиной x_3 ;
- 3) упругого восстановления части толщины полосы на выходе из очага деформации длиной x_4 .

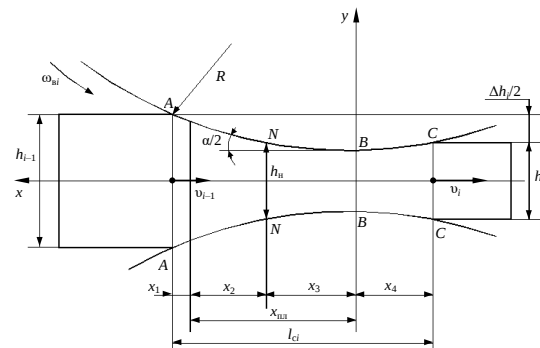


Рисунок 2 – Схема упругопластической модели очага деформации.

Длина очага деформации l_{ci} определяется

по формуле:

$$l_{ci} = x_1 + x_{пл} + x_4.$$

Протяженность второго упругого участка определяется закономерностями упругого сплющивания полосы и рабочего вала, поэтому для ее вычисления используется классическая формула теории упругости – формула Герца:

$$x_4 = 8p_{срi} R \left(\frac{1 - \nu_B^2}{\pi E_B} + \frac{1 - \nu_{II}^2}{\pi E_{II}} \right),$$

где $p_{срi}$ – среднее значение нормальных контактных напряжений в очаге деформации; R – радиус бочки рабочих валков; ν_B , E_B – коэффициент Пуассона и модуль упругости материала валков; ν_{II} , E_{II} – коэффициент Пуассона и модуль упругости материала полосы.

Протяженность первого упругого участка и пластического определяется путем аппроксимации контактных поверхностей на соответствующих участках плоскостями и несложных геометрических вычислений:

$$x_1 + x_{пл} = \sqrt{R\Delta h_i + x_4^2},$$

где Δh_i – абсолютное обжатие.

Для описания изменения сопротивления деформации полосы $\sigma_{\phi i}$ в зависимости от степени суммарного обжатия используется формула:

$$\sigma_{\phi i} = \sigma_{0,2исх} + \frac{A}{B+1} \cdot \frac{\varepsilon_{\Sigma i}^{B+1} - \varepsilon_{\Sigma i-1}^{B+1}}{\varepsilon_{\Sigma i} - \varepsilon_{\Sigma i-1}},$$

где $\sigma_{0,2исх}$ – предел текучести материала полосы в исходном, недеформированном состоянии; A , B – эмпирические величины, определяемые пластическими свойствами стали; $\varepsilon_{\Sigma i-1}$, $\varepsilon_{\Sigma i}$ – частные суммарные относительные обжатия в соответствующих клетях.

В качестве входной переменной в ГНУ в модели использована сила прокатки:

$$P_i = p_{срi} \cdot l_{ci} \cdot b,$$

где b – ширина прокатываемой полосы.

Выходной переменной модели очага деформации в линию электропривода (рис. 1) является момент M_{vi} , необходимый для обеспечения процесса прокатки в i -й клетке:

$$M_{vi} = M_{при} + M_{тр.лi} + M_{опi} + M_{натi},$$

где $M_{при}$ – момент прокатки; $M_{тр.лi}$ – момент трения в подшипниках рабочих валков; $M_{опi}$ – момент, необходимый для вращения холостых опорных валков; $M_{натi}$ – момент, возникающий от разности сил заднего и переднего натяжений.

Расчет момента прокатки производится по формуле, в которой не применяются эмпирические коэффициенты плеча силы прокатки:

$$M_{при} = \frac{N_{при}}{\omega_{vi}},$$

где $N_{при}$ – мощность прокатки, рассчитываемая с учетом работы прокатки на каждом упругом и пластическом участках очага деформации; ω_{vi} – окружная скорость рабочих валков, подаваемая на вход модели очага деформации от электродвигателя.

Момент трения в подшипниках рабочих валков определяется на основе составления и анализа схемы действия сил и моментов в клетке «кварто» с приводными рабочими валками:

$$M_{тр.лi} = R_{p\Sigma} \cdot \rho_p,$$

где $R_{p\Sigma}$ – сумма горизонтальных сил, действующих на шейки рабочего вала в качестве реакций, возникающих в подушках и подшипниковых опорах под влиянием натяжений полосы и других рабочих нагрузок; ρ_p – радиус круга трения в подшипниках рабочего вала.

Момент, необходимый для вращения холостых опорных валков:

$$M_{опi} = P_{опi} \cdot d_p,$$

где $P_{опi}$ – межвалковая сила, действующая от приводного рабочего вала на холостой опорный валок; d_p – расстояние от оси рабочего вала до линии действия силы $P_{опi}$.

Момент, возникающий от разности сил заднего и переднего натяжений:

$$M_{натi} = \frac{N_i - N_{i-1}}{2} R,$$

где N_{i-1} , N_i – силы заднего и переднего натяжений полосы.

Задание на скорость входа полосы в $(i+1)$ -ю клетку (v_i) может осуществляться через скоростные параметры предыдущей i -й клетки – угловую скорость вращения рабочих валков ω_{vi} и коэффициент опережения S_i :

$$v_i = (1 + S_i) \cdot \omega_{vi} \cdot R.$$

Коэффициент опережения для очага деформации с одним нейтральным сечением определяется по формуле:

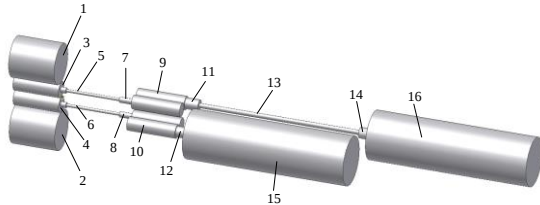
$$S_i = \frac{h_{ni}}{h_i \sqrt{1 + tg^2 \frac{\alpha}{2}}} - 1,$$

где h_n – толщина полосы в нейтральном сечении.

Математическая модель электромеханической системы

Привод рабочих валков клетей непрерывного стана холодной прокатки является индивидуальным и осуществляется от главных электродвигателей через механическую

трансмиссию, включающую муфты, промежуточные соединения, комбинированный редуктор и шпиндели (рис. 3).



1 – верхний опорный валок; 2 – нижний опорный валок; 3 – верхний рабочий валок; 4 – нижний рабочий валок; 5, 6 – шпиндели; 7, 8 – муфты «редуктор-шпindel»; 9, 10 – зубчатые зацепления комбинированного редуктора; 11, 12 – муфты предельного момента; 13 – промежуточное соединение; 14 – муфта зубчатая; 15, 16 – электродвигатели постоянного тока

Рисунок 3 – Крутильная колебательная система главной линии клетки.

В практике исследования динамических нагрузок в машинах широко используется подход, основанный на переходе от реального объекта к эквивалентной расчетной схеме [18, 19]. Такая эквивалентная схема главного привода рабочих клеток стана 1700 холодной прокатки представлена на рис. 4.

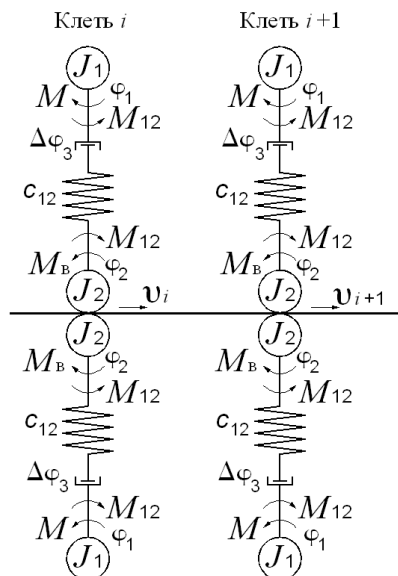


Рисунок 4 – Расчетная схема электромеханической системы непрерывного стана.

В соответствии с принятой схемой

электромеханической системы описание ее работы в общем виде выглядит следующим образом:

$$M - M_b = J \cdot \frac{d\omega}{dt},$$

где M – электромагнитный момент двигателя; M_b – момент сопротивления движению; ω – скорость вращения вала двигателя; J – суммарный момент инерции якоря и нагрузки.

Движение приведенных масс относительно равновесного состояния описывается системой дифференциальных уравнений:

$$\begin{cases} M - M_{12} = J_1 \cdot \frac{d\omega_1}{dt}; \\ M_{12} - M_b = J_2 \cdot \frac{d\omega_2}{dt}; \\ M_{12} = c_{12}(\varphi_1 - \varphi_2 - \Delta\varphi_3/2) \text{ при } |\varphi_1 - \varphi_2| < \Delta\varphi_3/2; \\ M_{12} = 0 \text{ при } |\varphi_2 - \varphi_1| \geq \Delta\varphi_3/2, \end{cases}$$

где M_{12} – момент упругого взаимодействия; c_{12} – приведённые жёсткости механических упругих связей; $\varphi_1, \varphi_2, \omega_1, \omega_2, J_1, J_2$ – углы поворота, угловые скорости, моменты инерции первой и второй масс; $\Delta\varphi_3$ – зазор в механических передачах.

Для учета влияния переходных процессов в электродвигателе на характер динамического нагружения в электромеханической системе клетки вводится описание двигателя постоянного тока независимого возбуждения в дифференциальных и алгебраических уравнениях в абсолютных единицах:

$$u = e + R \cdot i + L \cdot \frac{di}{dt};$$

$$M = C_m \cdot \Phi \cdot i;$$

$$E = C_\omega \cdot \Phi \cdot \omega,$$

где u – напряжение на якорной обмотке двигателя; e – электродвижущая сила (ЭДС) якоря; i – ток якоря; Φ – поток, создаваемый обмоткой возбуждения; R – активное сопротивление якорной цепи; L – индуктивность якорной цепи; C_ω – коэффициент связи между скоростью и ЭДС; C_m – коэффициент связи между током якоря и электромагнитным моментом.

Математическая гидравлического устройства

модель нажимного

Математическая модель управления координатами гидравлического нажимного

устройства может быть описана тремя линеаризованными дифференциальными уравнениями [20].

1. Уравнение расхода жидкости, поступающей в поршневую полость гидроцилиндра, для малых приращений координат:

$$Q = S_r \frac{dS_{ny}}{dt} + \frac{V}{E} \frac{dP_r}{dt} + r \cdot P_r,$$

где S_r – площадь поршня; S_{ny} – положение поршня гидроцилиндра; V – объем поршневой полости при начальном положении поршня; E – объемный модуль упругости рабочей жидкости; P_r – давление в поршневой полости; r – коэффициент утечек.

2. Уравнение, описывающее соотношение усилий в прокатной клетке, для малых приращений координат:

$$P_r \cdot S_r = P_i + m \frac{d^2 S_{ny}}{dt^2} + b \frac{dS_{ny}}{dt},$$

где m – масса механических частей клетки, перемещающихся вместе с гидроцилиндром, и масса жидкости в трубопроводе, приведенная к площади поршня; b – коэффициент вязкого трения, определяющий величину силы трения, пропорциональной скорости перемещения ГНУ.

3. Уравнение сервоклапана для малых приращений координат:

$$T_y \frac{dQ}{dt} + Q = k_y \cdot u_y - k_{пр} \cdot P_i,$$

где T_y – постоянная времени сервоклапана; u_y – напряжение управления; k_y – расходный коэффициент сервоклапана; $k_{пр}$ – коэффициент жесткости перепадно-расходных характеристик сервоклапана.

Взаимосвязь между текущей толщиной полосы и величиной межвалкового зазора определяется уравнением Головина-Симса:

$$h_i = g_i + \frac{P_i}{K_{кл}},$$

где $K_{кл}$ – модуль жесткости клетки.

Оценка адекватности математической модели

Динамическая модель процесса холодной прокатки реализована в системе MATLAB/Simulink. Ее адекватность исследуемому объекту оценивалась по

результатам сравнения параметров процесса прокатки, полученных при моделировании и путем осциллографирования на реальном 5-клетевом стане холодной прокатки 1700.

В качестве примера на рис. 5, а представлена диаграмма изменения силы прокатки по длине полосы, полученная экспериментальным способом при прокатке по режиму (табл. 1) для клетки № 2. На рис. 5, б показана аналогичная диаграмма, полученная расчетным путем с использованием разработанной математической модели.

Таблица 1. Технологические параметры режима холодной прокатки полосы толщиной 0,9 мм и шириной 1075 мм на 5-клетевом стане 1700 ПАО «Северсталь».

Клеть №	v_i , м/с	h_{i-1} , мм	h_i , мм	ε_i , %	N_{i-1} , кН	N_i , кН
1	7,7	3,0	2,22	26,06	111	329
2	10,58	2,22	1,62	27,1	329	271
3	14,24	1,62	1,2	25,73	271	226
4	18,24	1,2	0,94	21,98	226	186
5	19	0,94	0,9	3,95	186	44

Примечание. ε_i – частное относительное обжатие полосы в i -й клетке.

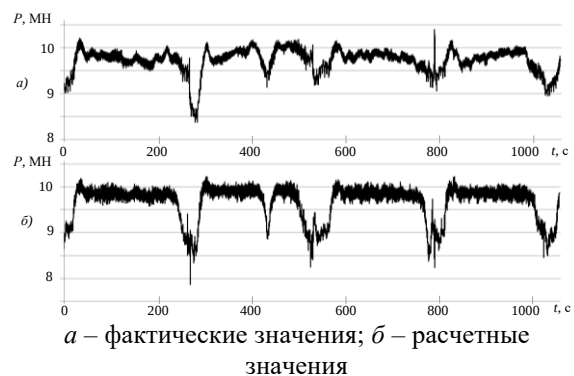


Рисунок 5 – Графики изменения силы прокатки.

Результаты статистического анализа выборки, характеризующей погрешности расчета силы прокатки, представлены в табл. 2, на рис. 6 представлены гистограммы распределения.

Таблица 2. Результаты статистического анализа погрешности расчета силы прокатки.

Статистический параметр	Значение
Максимальное значение ΔP_{max} , %	16,6
Минимальное значение ΔP_{min} , %	0
Математическое ожидание $\Delta \bar{P}$, %	1,86
Дисперсия D_P	4,15
Среднее квадратичное отклонение S_P , %	2,04

Примечание. В таблице представлены статистические параметры выборки значений погрешности без учета знака.

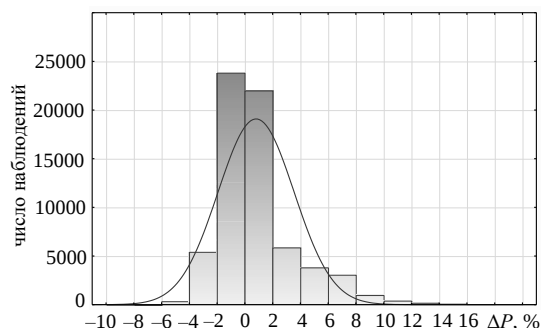


Рисунок 6 – Гистограммы распределения погрешности расчета силы прокатки.

Анализ данных статистической оценки точности математической модели показал, что максимальная погрешность расчета составила 16,6 %. В 93,1 % случаев расхождения расчетных и измеренных значений силы прокатки не превысили 6 %; в 2,3 % случаев погрешность превысила 10 %. Таким образом, можно сделать вывод о том, что модель обеспечивает высокую точность прогнозирования не только величины силы прокатки, но и характера его изменения.

Выводы

В работе представлена динамическая модель процесса холодной прокатки, объединяющая модели электромеханической системы прокатного стана, очага деформации и гидравлического нажимного устройства, учитывающая нестационарный характер и взаимосвязь процессов, протекающих в указанных объектах.

Полученные результаты планируется использовать для разработки способов снижения динамических нагрузок при холодной прокатке и уменьшения потерь электроэнергии, прогнозирования геометрических характеристик готовой продукции с учетом колебания межвалкового зазора и создания принципиально новых методик настройки и управления технологическим процессом и оборудованием прокатного стана.

Исследование выполнено в рамках проектной части государственного задания Министерства образования и науки Российской Федерации (№ 11.3943.2017/ПЧ).

Литература

1. Fleck N.A., Johncon K.L. Towards a new theory of cold rolling thin foil. // International

Journal of Mechanical Sciences, N 29, 1987. – p. 507–524.

2. Lee W.H. Mathematical model for cold rolling and temper rolling process of thin steel strip. // Journal of Mechanical Science and Technology, N 16(10), 2002. – p. 1296–1302.

3. Jortner D., Osterle J.F., Zorowski C.F. An analysis of cold strip rolling. // International Journal of Mechanical Sciences, N 2(3), 1960. – p. 179–194.

4. Roberts W.L. Cold rolling of steel. – New York: Marcell Dekker Inc., – 1978.

5. Liu Y., Lee W.H. Mathematical model for the thin strip cold rolling and temper rolling process with the influence function method. // ISIJ International, N 45(8), 2005. – p. 1173–1178.

6. Freshwater I.J. Simplified theories of flat rolling – I. The calculation of roll pressure, roll force and roll torque. // International Journal of Mechanical Sciences, N 38(6), 1996. – p. 633–648.

7. Василев Я.Д. Инженерные модели и алгоритмы расчета параметров холодной прокатки. – М.: Металлургия, 1995. – 368 с.

8. Хензель А., Шпиттель Т. Расчет энергосиловых параметров в процессах обработки металлов давлением: Справ. изд. Пер. с нем. – М.: Металлургия, 1982. – 360 с.

9. Alves P.G., Moreira L.P., de Castro J.A. Dynamic simulator for control of tandem cold metal rolling. // ABCM Symposium Series in Mechatronics, N 5, 2012. – p. 39–48.

10. Lee W.H., Lee S.R. Computer simulation of dynamic characteristics of tandem cold rolling process. // KSME International Journal, N 13(8), 1999. – p. 616–624.

11. Pittner J., Samaras N.S., Simaan M.A. A simple rolling mill model with linear quadratic optimal controller. // 37th IEEE Industry Applications Society Annual Meeting, N 1, 2002. – p. 142–149.

12. Meshcheryakov V.N., Tolcheev V.M. Development of a method for reducing the dynamic loads of the electric drive of the roll stand of the cold rolling mill. // Electrotechnical systems and complexes, N 28(3), 2015. – p. 14–19.

13. Целиков А.И., Полухин П.И., Гребеник В.М. и др. Машины и агрегаты металлургических заводов. Т. 3. – М.: Металлургия, 1988. – 680 с.

14. Кожевникова И.А. Развитие теории тонколистовой прокатки для повышения эффективности работы широкополосных станов. – Череповец: ГОУ ВПО ЧГУ, 2010. – 275 с.

15. Гарбер Э.А., Кожевникова И.А. Теория прокатки. – Череповец: ЧГУ; М.: Теплотехник, 2013. – 305 с.

16. Garber E.A., Shadrunkova I.A., Traino

AI, Yusupov VS. Analysis of a deformation zone and the refined calculation of the forces for cold rolling of strips thinner than 0.5 mm in a continuous mill. // Russian Metallurgy, N 4, 2002. – p. 300–315.

17. Garber E.A., Nikitin D.I., Shadrinova I.A., Traino A.I. Calculation of the cold-rolling power with allowance for the variable work of friction along a deformation zone. // Russian Metallurgy, N 4, 2003. – p. 340–346.

18. Полухин В.П. Математическое моделирование и расчет на ЭВМ листовых

прокатных станов. – М.: Металлургия, 1972. – 512 с.

19. Дружинин Н.Н. Непрерывные станы как объект автоматизации. – М.: Металлургия, 1967. – 259 с.

20. Браун А.Е., Дралюк Б.Н., Тикоцкий А.Е. и др. Управление координатами гидронажимного устройства прокатной клетки. Сборник научных трудов «Электропривод и автоматизация мощных машин». – Свердловск: НИИтяжмаш, 1988. – с. 40–51.

Кожеевников А.В., Кожеевникова И.А., Болобанова Н.Л. Математическое моделирование процесса холодной прокатки в условиях нестационарности и стохастичности технологических параметров. Разработана динамическая модель процесса холодной прокатки на непрерывном стане, объединяющая модели электромеханической системы, очага деформации и гидронажимного устройства. Представлены результаты статистической оценки точности модели по погрешности расчета силы прокатки. В результате установлено, что более чем в 93 % случаев погрешность расчета не превышает 6 %, максимальная погрешность составила 16,6 %. Математическая модель обеспечивает высокую точность прогнозирования величины и характера изменения силы прокатки с учетом нестационарности и стохастичности технологических параметров.

Ключевые слова: Холодная прокатка, нестационарный процесс, стохастичность параметров, очаг деформации, электромеханическая система.

Key words: Cold rolling, non-steady process, stochasticity of parameters, deformation zone, electromechanical system.

Kozhevnikov A.V., Kozhevnikova I.A., Bolobanova N.L. Mathematical modeling of cold rolling process in conditions of nonstationarity and stochasticity of technological parameters. A dynamic model of the cold rolling process at the continuous rolling mill that combines the model of the electromechanical system, the model of the deformation zone and the model of the hydraulic clamping device has been developed. The paper presents the results of the statistical evaluation of the accuracy of the model for uncertainty calculation of rolling force. The results showed that more than 93% of the cases the calculation error does not exceed 6 %, the maximum error of 16.6 %. The mathematical model ensures high accuracy of predicting the magnitude and nature of the change of rolling force with the consideration of non-stationarity and stochasticity of technological parameters. This research was financially supported by the Ministry of Education and Science of Russian Federation within the framework of the project part of state task of Cherepovets State University (№ 11.3943.2017/ПЧ).

Статья поступила в редакцию 12.2.2017
Рекомендована к публикации д-ром тех. наук В.Н. Павлышом

УДК 004.932.721

Разработка алгоритма распознавания сложных накладывающихся геометрических объектов

Минков О.В., Ручкин К.А.

Донецкий национальный технический университет
oleg_spy93@mail.ru

Минков О.В., Ручкин К.А. Разработка алгоритма распознавания сложных накладывающихся геометрических объектов. Рассмотрен алгоритм бактериальной оптимизации для нахождения и распознавания геометрических фигур, в частности окружностей, а также различных его модификация. Проведен анализ классического алгоритма с его улучшенными версиями. Предложена своя модификация для одновременного нахождения окружностей.

Ключевые слова: распознавание, компьютерное зрение, эволюция, BFOA, геометрические фигуры.

Введение

В современном мире очень интенсивно развиваются различные системы компьютерного зрения, что в свою очередь позволяет эффективно взаимодействовать человеку и технике. Одной из самых важных и нужных целей которые ставит перед собой системы компьютерного зрения, является задача автоматического распознавания образов, решение которой позволит корректно оценивать окружающую среду, а затем выполнять в ней необходимые действия. Но данное направление является достаточно обширным и может применяться абсолютно в разных сферах жизнедеятельности. Например, это может пригодиться в строительной сфере, в сфере медицины, образования, машиностроения вплоть до военного дела. Соответственно меняется и сам объект распознавания, будь то человек, машина, животное, растение, строение и так далее.

1 Постановка задачи

В рамках данной работы мы будем рассматривать алгоритм бактериальной оптимизации для нахождения и распознавания геометрических фигур, в частности окружностей, а также различных его модификаций. Проведем небольшой анализ классического алгоритма с его улучшенными версиями. Затем рассмотрим модификацию для одновременного нахождения окружностей и приведем графики работы по скорости и по точности.

2 Анализ предметной области

В настоящее время достаточно большое

количество работ посвящено исследованию применения эволюционных методов для решения задач распознавания изображений. Рассмотрим эти работы более подробно.

2.1 Эволюционные алгоритмы

В статье S. Das, S. Dasgupta, A. Biswas, A. Abraham [1] представлен алгоритм, для автоматического обнаружения круглых форм на сложных и шумных изображениях. Алгоритм основан на гибридной технике, состоявшей из моделируемого отжига и дифференциальной эволюции. Новая нечеткая целевая функция была получена на граничной карте входного изображения. Минимизация этой функции с гибридным алгоритмом обжига дифференциальной эволюции приводит к автоматическому обнаружению кругов на изображении. Моделирование результатов заканчивается по нескольким синтетическим, а также естественным изображениям с изменяемой сложностью, это утверждают эффективность предложенной техники с точки зрения ее предельной точности, скорости и надежности.

В статье E. Cuevas, M. Gonzalez, D. Zaldivar, M. Perez-Cisneros [2] представлен новый и эффективный метод для извлечения эллипсов на изображении. Данный подход использует эволюционный алгоритм для имитации коллективного поведения животных, предполагая, что общий процесс обнаружения является проблемой мультимодальной оптимизации. В этом алгоритме, поисковые агенты эмулируют группу животных, которые взаимодействуют друг с другом, используя простые биологические правила, которые моделируются как эволюционные операторы. В свою очередь, такие операторы применяются к

каждому объекту, который рассматривается как полная группа, имеющая память для хранения оптимального решения (эллипсов), так называемый принцип конкуренции. Детектор использует комбинацию из 5 граничащих точек в качестве параметров для определения кандидатов в эллипсы (возможные решения), в то время как функция соответствия определяет, присутствуют ли эти кандидаты на реальном изображении. Руководствуясь значениями функции соответствия. Набор закодированных кандидатов эллипса эволюционируют через эволюционный алгоритм, так, что лучшие кандидаты могут быть вставлены в реальные эллипсы на изображении. Сразу же, по окончании оптимизационного процесса, выполняется анализ встроенной памяти, для того, чтобы найти лучшее полученное решение (лучший эллипс) и важные локальные минимумы (оставшиеся эллипсы). Экспериментальные по нескольким сложным синтетическим и естественным изображениям подтвердили эффективность предложенной методики в отношении точности, скорости и надежности.

В статье S. Fazli, S. Fathi Ghiri [3] был рассмотрен алгоритм для обнаружения круглых форм реального мира, на сложных и зашумленных изображениях без использования обычного преобразования Хафа. Алгоритм базируется на одной из самых недавних техник роевого интеллекта, которая называется Искусственная Пчелиная Колония (ИПК). Наш алгоритм — это новое применение ИПК. Новая целевая функция была получена на граничной карте желаемого изображения. Алгоритм искусственных пчелиных колоний минимизирует целевую функцию и это приводит к автоматическому обнаружению кругов на цифровом изображении.

2.2 Алгоритм BFO и различные его модификации

Одной из особенностей алгоритма BFO является нахождение накладывающихся объектов. Накладывающимися объектами выступают как пересекающиеся объекты, так и объекты, которые располагаются почти друг под другом.

В статье Y. Liu, K. M. Passino [4] мы объясняется социальное поведение бактерий E.Coli и M.Xanthus занимающихся поиском пищи и разработаем имитационную модель, основанную на принципах теории о поиске пищи, и рассмотрим поиск пищи как оптимизацию. Это дает нам новые модели

поведения и новые методы распределенной не градиентной оптимизации. Кроме того, мы покажем, что модели обоих видов бактерий демонстрируют свойство, открытое Грюнбаумом, которое говорит о том, что их поведение при поиске пищи является социальным, что дает им возможность передвигаться по шумным градиентам в питательных веществах. Это обеспечивает соединения между эволюционными силами в алгоритме социального поиска пищи и распределенной не градиентной оптимизации для глобальной оптимизации на шумных поверхностях. Далее рассмотрим некоторые модификации алгоритма бактериальной оптимизации.

В статье B. Hernandez-Ocana, Ma. Del Pilar Pozos-Parra, E. Mezura-Montes [5] рассматривается улучшенная версия модифицированного алгоритма бактериальной оптимизации для решения численного ограничения оптимизационных проблем. Добавлено 4 механизма:

- два оператора плавления, один отвечает за исследование, а другой сфокусирован на исследовании поискового пространства, где рассматривается динамический механизм для обработки значения длины шага;
- искаженный механизм для более подходящего начального роя, где бактерии разделяются на 3 группы, две из которых размещаются вблизи краев поискового пространства, а последняя разбросана по всей поверхности пространства поиска;
- локальный поисковый оператор;
- уменьшение шага воспроизведения для решения проблемы преждевременной конвергенции.

60 хорошо известных тестовых проблем из двух критериев решаются в трех экспериментах. Первый эксперимент направлен на предоставление предварительных данных о подходящем поведении нового механизма. Второй эксперимент дает углубленное сравнение новой версии с ее предыдущей на основе конечных результатов и четырех показателей производительности. Третий эксперимент сравнивает производительность предложенного алгоритма с пятью современными алгоритмами, вдохновленными природой, предназначенными для работы с ограниченным пространством непрерывного поиска. Результаты показывают, что предложенный алгоритм обеспечивает лучшую производительность по сравнению с его предшественником, улучшая его способность достигать допустимого региона и генерируя

лучшие решения, в то же время получая конкурентоспособную производительность по сравнению с самыми современными алгоритмами.

В статье R. Panda, M. K. Naik [6] представлен модифицированный алгоритм бактериальной оптимизации, который называется кроссоверный алгоритм бактериальной оптимизации, который наследует кроссоверные техники от генетических алгоритмов. Это может быть использовано для импровизации значения оптимальной целевой функции. Идея использования кроссовермеханизма состоит в том, чтобы искать близлежащие места потомства (50 процентов бактерий), потому что они производятся в разных случайных местах. В традиционном алгоритме бактериальной оптимизации поиск начинается с некоторой позиции (50 процентов бактерий дублируются) что не желательно. Для оценки эффективности учитываются семь различных эталонных функций. Также приведено сравнение с результатами предыдущих методов, чтобы выявить эффективность предложенного алгоритма.

В статье Chin-Ling Lee, Cheng-Jian Lin [7] представлен алгоритм бактериальной оптимизации на основе адаптационной стратегии для решения сложных оптимизационных задач (SABFO). Предлагаемый алгоритм SABFO использует стратегический подход на этапе хемотаксиса традиционного алгоритма бактериальной оптимизации (BFO). Предлагаемый метод позволяет каждой бактерии плавать на разные расстояния, а также увеличивает бактериальное разнообразие. Для проверки производительности SABFO используются пять задач оптимизации нелинейных контрольных функций. Результаты моделирования показывают, что SABFO получает лучшие глобальные оптимальные решения, чем другие методы.

3 Алгоритм бактериальной оптимизации

Алгоритм бактериальной оптимизации (BFOA) предложенный Кевином Пассино (Kevin Passino, 2002), является новым пришествием в семействе оптимизационных алгоритмов, вдохновленных природой. Ключевой идеей этого нового алгоритма является применение групповой стратегии кормления роя бактерий *E.coli* при оптимизации функций. Бактерии ищут питательные вещества,

чтобы максимизировать энергию, получаемую за единицу времени. Отдельная бактерия также общается с другими, отправляя сигналы. Бактерия принимает решения о кормлении после рассмотрения двух предыдущих факторов. Процесс, в котором бактерия движется, делая небольшие шаги при поиске питательных веществ, называется хемотаксисом. Ключевая идея BFOA - имитировать хемотаксическое движение виртуальных бактерий в пространстве поиска проблем.

P: размер поискового пространства,

S: общее количество бактерий в популяции,

Nc: количество шагов хемотаксиса,

Ns: Длина плавания.

Nre: количество шагов воспроизведения,

Ned: количество событий выбывания-рассеивания,

Ped: вероятность выбывания-рассеивания,

C(i): размер шага, выполненного в случайном направлении, указанном кувирканием.

Теория поиска пищи, основывается на предположении, что животные ищут и получают питательные вещества, для того чтобы увеличить потребление энергии E, за единицу времени T, затраченного на поиск пищи. Следовательно, они пытаются максимизировать функцию типа E/T (или максимизировать свой долгосрочный средний уровень потребления энергии). Максимизация такой функции обеспечивает источники питательных веществ для выживания и дополнительного времени для других важных видов деятельности (например, борьба, бегство, спаривание, размножение, сон или строительство жилья). Такие виды деятельности, как строительство убежища и поиск партнера иногда очень схоже с тем, как это делает медведь. Ясно, что поиск пищи очень различается у разных видов. Травоядные животные, как правило, легко находят пищу, но должны есть много. Хищникам же обычно трудно найти пищу, но им не нужно столько есть, поскольку их пища имеет высокую энергетическую ценность. «Окружающая среда» устанавливает структуру питательных веществ, которые можно получить от других организмов которые пригодны для пищи, от геологических ограничений, таких как, реки, горы и погодные условия, и это создает ограничения для получения этой пищи (например, маленькие порции еды могут находиться на большом расстоянии друг от друга). Поиска пищи может

быть рискован из-за хищников, жертва может быть подвижной, поэтому ее нужно преследовать, а физиологические характеристики ограничивают его возможности и конечный успех. Теория бактериальной оптимизации объясняется следующими шагами:

- хемотаксис;
- роение;
- воспроизведения;
- ликвидация – рассеивания.

3.1 Хемотаксис

Этот процесс симулирует движение бактерий *E.Coli* через плавание и кувыркания с помощью жгутиков. Биологически бактерия *E.Coli* может двигаться двумя разными способами. Это может быть плавание за некоторый период времени в одинаковом направлении или же кувыркание, и на всем периоде жизни это два режима чередуются. Пусть $O^i(j, k, l)$ будет i -ая бактерия на j -ом шаге хемотаксиса, на k -ом шаге воспроизведения и на l -ом шаге выбывания-рассеивания $C(i)$ – размер шага, взятом в случайном направлении, который был определен кувырканием (длина одного рывка). Тогда в вычисляемом хемотаксисе движение бактерии может быть представлено следующим выражением:

$$X^i(j+1, k, l) = X^i(j, k, l) + C(i) \frac{\Delta}{\sqrt{\Delta^T \Delta}}, \quad (3.1)$$

где Δ обозначает вектор в случайном направлении, элементы которого лежат в $[-1, 1]$.

3.2 Роение

Интересное групповое поведение наблюдалось у некоторых подвижных разновидностей бактерий включая *E.Coli* и *S. Typhimurium*, где замысловатые и стабильные пространственно-временные паттерны (рои) формируются в полутвердых питательных средах. Группа бактерий *E.coli* располагается в перемещающемся кольце и перемещается по направлению увеличения питательных веществ, когда помещается среди полутвердой матрицы с одним питательным химиоэффектом. Бактерии, которые стимулированы высоким уровнем сукцината, выделяют аспартат аттрактанта, который помогает им собираться в группы и таким образом перемещаться как концентрированные образцы роев с высокой бактериальной плотностью.

3.3 Воспроизведение

Бактерии, у которых меньше всего здоровья, в конечном итоге умирают, когда каждая из здоровых бактерий (у которой значение целевой функции минимально) беспорядочно расщепляется на две бактерии, которые затем помещаются в одно и то же место. Это делает количество бактерий неизменным.

3.4 Ликвидация – рассеивания

Постепенные или внезапные изменения в локальной среде, где живут бактерий, могут происходить по различным причинам. События могут происходить так, что все бактерии в регионе погибают или группа, рассеивается в новую часть окружающей среды. Например, значительное повышение локальной температуры может убить группу бактерий, которые в данный момент находятся в регионе с высокой концентрацией питательных веществ. События могут происходить таким образом, что все бактерии в регионе погибают или группа, рассеивается на новое место. В течение длительных периодов времени такие события распространяли различные типы бактерий в каждую часть нашей окружающей среды от нашего кишечника к горячим источникам и подземным средам. Для моделирования этих феноменов в BFOA некоторые случайные бактерии выбывают с очень маленькой вероятностью, в то время как новые бактерии в случайном порядке инициализируются по всей поверхности поискового пространства.

События ликвидация и рассеивания имеют эффект возможного разрушения хемотаксического прогресса, но они также оказывают положительное влияние на хемотаксис, так как рассеивание может расположить бактерии вблизи источников хорошего питания. С широкой точки зрения выбывания и рассеивание являются составными частями подвижного поведения на уровне популяции на дальнем расстоянии.

3.5 Алгоритм бактериальной оптимизации для предложенного метода

Шаг 1: Инициализация параметров S , N_s , N_{re} , N_{ed} , P_{ed} и $C(i)$, ($i = 1, 2, \dots, S$).

Выбираем начальные значения для θ^i , $i = 1, 2, \dots, S$. Это должно быть сделано в областях, где существует оптимальное значение. Контрольные переменные (θ^i) представляют собой реактивную мощность (для SVC) и линейное реактивное сопротивление (для

TCSC). Они случайным образом распределены по все области оптимизационного пространства. После того как вычисления θ завершены, значение P (позиция каждого члена в популяции S -бактерий) обновляется автоматически, и завершающий тест делается для максимального количества указанных итераций.

Шаг 2: Цикл выбывания-рассеивания: $l = l + 1$.

Шаг 3: Цикл воспроизведения: $k = k + 1$.

Шаг 4: Цикл хемотаксиса: $j = j + 1$.

Шаг 4.1: Выполним хемотаксический шаг для i -ой бактерии $i = 1, 2, \dots, S$, следующим образом:

Шаг 4.2: Рассчитаем стоимость $J(i, j, k, l)$.

Шаг 4.3: Пусть $J(i, j, k, l) = J(i, j, k, l) + J_{cc}(\theta^i(j, k, l), P(j, k, l))$.

Шаг 4.4: Пусть $J_{\text{последнее}} = J(i, j, k, l)$ сохраняем это значение, пока не найдется лучшее.

Шаг 4.5: Кувыркание: Генерируем случайный вектор $\Delta(i) \in R^p$, где каждый элемент $\Delta_m(i)$, $m = 1, 2, \dots, p$, это число лежащее в диапазоне $[-1, 1]$. где R – действительное число. Новое положение рассчитывается по следующей формуле:

$$\theta^i(j+1, k, l) = \theta^i(j, k, l) + C(i) \frac{\Delta(i)}{\sqrt{\Delta^T(i)\Delta(i)}} \quad (3.2)$$

где $C(i) > 0$ – размер шага в определённом направлении, позволяющий моделировать процесс кувыркания.

Шаг 4.6: Рассчитываем $J(i, j+1, k, l)$.

Рассчитывается общая стоимость. Если функция стоимости минимальна, то выполняем следующий шаг, иначе переходим к этапу (4.3).

Шаг 4.7: Плавание.

Шаг 4.7.1: Пусть $m = 0$ (количество шагов плавания).

Шаг 4.7.2: До тех пор пока $m < N_s$

Пусть $m = m + 1$. Если $J(i, j+1, k, l) < J_{\text{последнее}}$ (если оно улучшается),

пусть $J_{\text{последнее}} = J(i, j+1, k, l)$, и пусть

$$\theta^i(j+1, k, l) = \theta^i(j, k, l) + C(i) \frac{\Delta(i)}{\sqrt{\Delta^T(i)\Delta(i)}}, \quad (3.3)$$

и используем это $\theta^i(j+1, k, l)$, чтобы рассчитать новый $J(i, j+1, k, l)$. Иначе, пусть $m = N_s$. Конец цикла.

Шаг 4.8: Если $i \neq S$, переходим к следующей бактерии ($i + 1$).

Шаг 5: Если $j < N_c$ перейти к шагу 3. В этом случае продолжаем хемотаксис, бактерии еще живы.

Шаг 6: Воспроизведение. В

Шаг 6.1: Для заданных k и l , и для каждой $i = 1, 2, \dots, S$, пусть $J_{\text{здоровье}}^i =$

$\sum_{j=1}^{N_c+1} J(i, j, k, l)$ будет здоровье i -ой бактерии. Сортируем бактерии и параметр $C(i)$ в порядке возрастания стоимости $J_{\text{здоровье}}^i$.

Шаг 6.2: S_r – ая бактерия с наивысшим $J_{\text{здоровье}}$ значением умирает, а остальные бактерии с лучшими значениями, разделяются.

Шаг 7: Если $k < N_{re}$, переходим к шагу 2. В данном случае мы не достигли указанного количества шагов воспроизведения.

Шаг 8: Выбывание – рассеивание.

Для $i = 1, 2, \dots, S$, с вероятностью P_{ed} , устранить и рассеять каждую бактерию. Исключить бактерию и поместить ее в случайное место на поисковом пространстве оптимизации. Если $l < N_{ed}$, перейдите к шагу 1, иначе конец.

В таблице 3.1 приведены основные параметры алгоритма бактериальной оптимизации.

Таблица 3.1 – Основные параметры алгоритма бактериальной оптимизации

№	Параметр	Значение
1	Количество бактерий, S	50
2	Максимальное количество шагов, N_s	4
3	Количество шагов хемотаксиса, N_c	100
4	Количество шагов воспроизведения, N_{re}	4
5	Количество шагов выбывания – рассеивания, N_{ed}	2
6	Вероятность, P_{ed}	0.25
7	Размер шага, $C(i)$	0.1

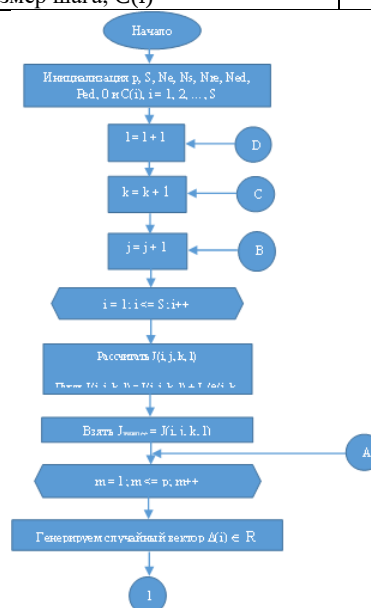


Рисунок 3.1 - Блок-схема работы классического алгоритма

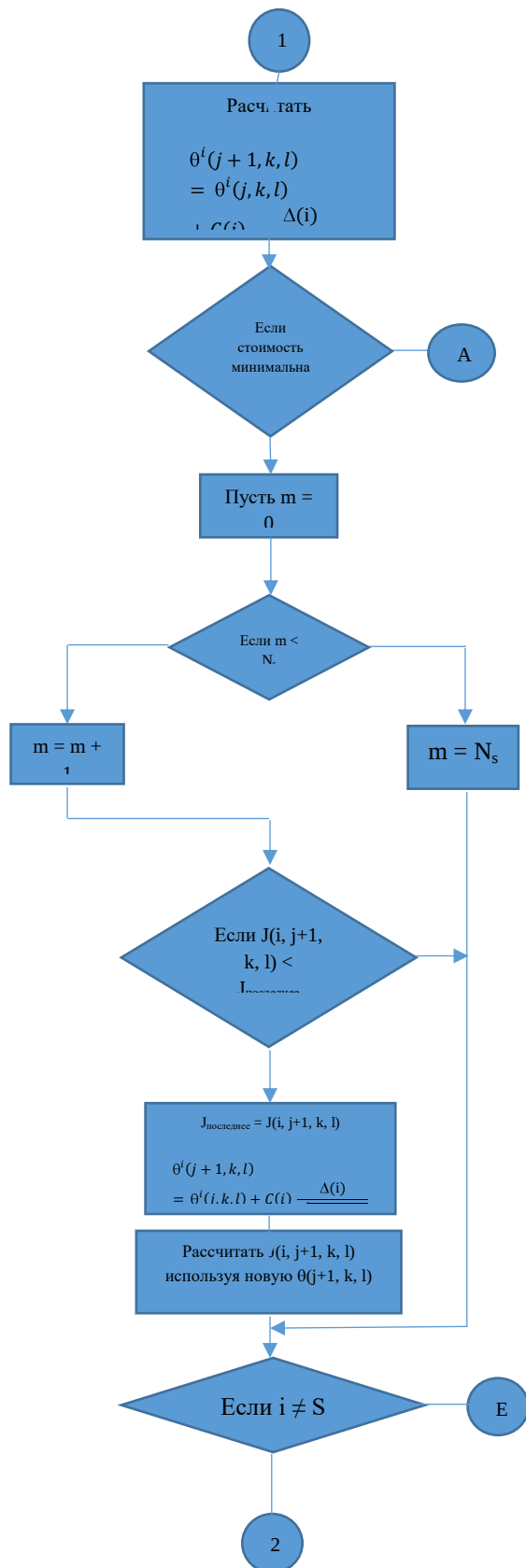


Рисунок 3.2 - Продолжение блок-схемы работы

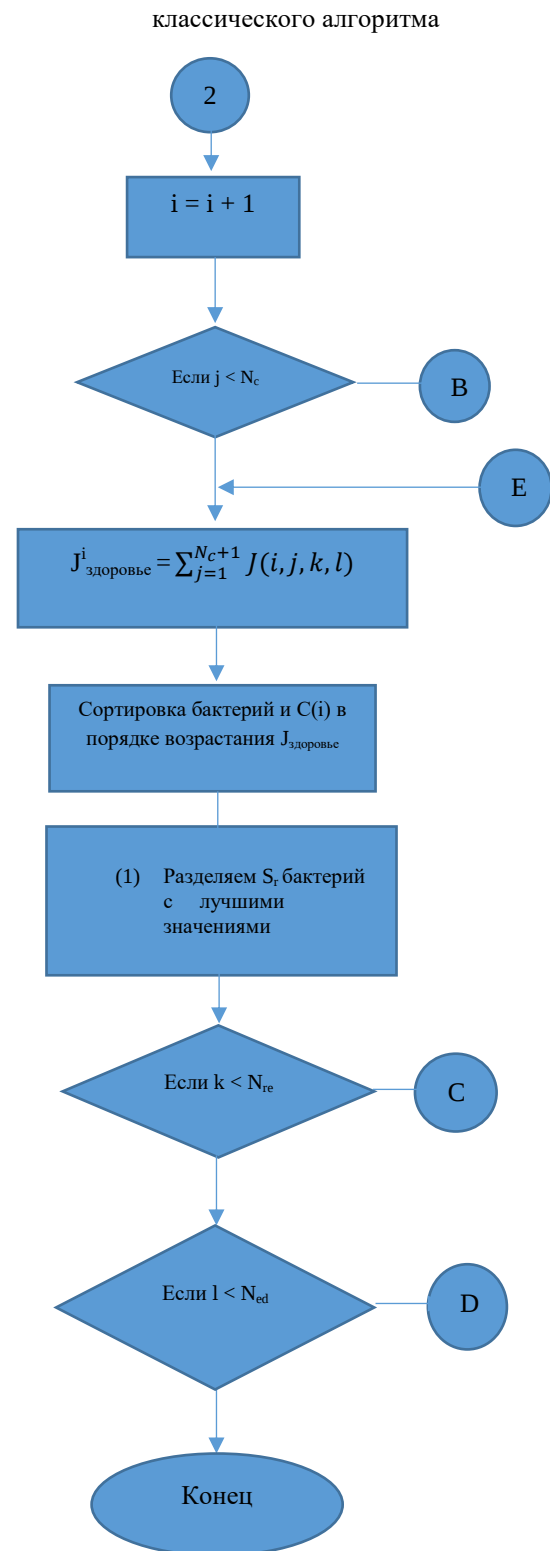


Рисунок 3.3 – Продолжение работы
классического алгоритма

3.7 Предлагаемая модификация

На каждом шаге в цикле выбывания-

рассеивания, по окончании самого цикла, мы считаем количество групп методом формального элемента. Каждая группа бактерий представляет собой некоторый объект на изображении, не обязательно окружность. Желаемое количество объектов задается на фазе инициализации. Как только количество групп станет равным заданному, алгоритм прекращает свою работу. После этого высчитываются средние значения для X , Y и радиуса в каждой группе, эти значения и являются окружностями.

3.8 Блок схема предлагаемой модификации

На рисунке 3.4 приведена часть блок схемы самой модификации.

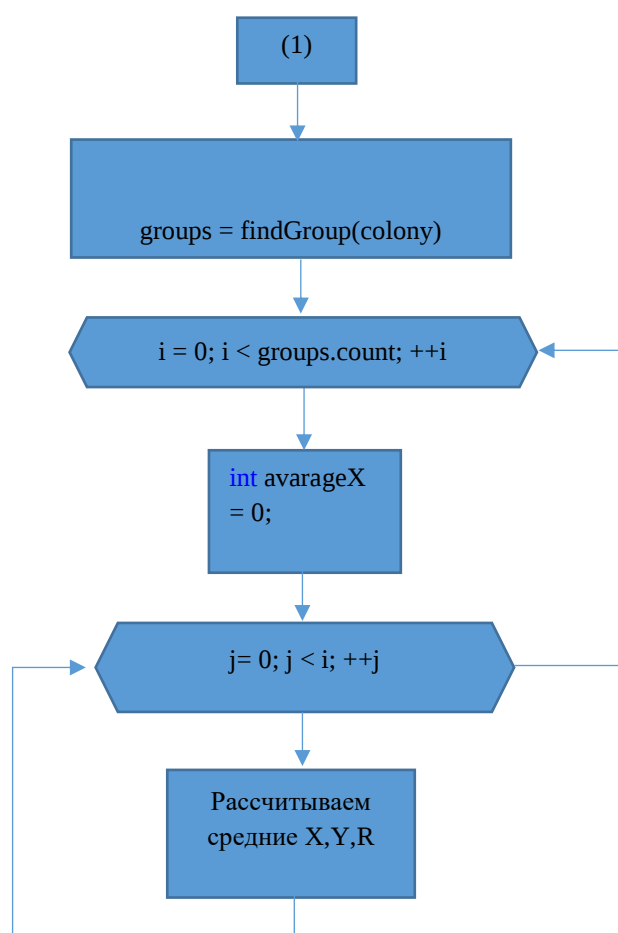


Рисунок 3.4 – Блок-схема предлагаемой модификации

4 Метод формального элемента

Алгоритм Форель (ФОРмальный Элемент) является примером эвристического дивизимного алгоритма классификации. В

основе работы алгоритма Форель лежит использование гипотезы компактности: близким в содержательном смысле объектам в геометрическом пространстве признаков соответствуют обособленные множества точек, так называемые «сгустки». Если расстояние между центром n -го таксона и точкой k этого таксона обозначить S_{nk} , то сумма расстояний между центром и всеми точками k этого таксона будет равна:

$$P_n \sum_{k=1}^L S_{nk} \quad (4.1)$$

где, P_n – расстояние между центром n -го таксона и всеми точками этого таксона; S_{nk} – расстояние между центром n -го таксона и точкой k этого таксона. Сумма таких внутренних расстояний для всех n таксонов равна:

$$P = \sum_{n=1}^N P_n \quad (4.2)$$

Целью работы алгоритма Форель является найти такое разбиение множества объектов на n таксонов, чтобы величина P была минимальной. Работа алгоритма заключается в перемещении гиперсферы определенного радиуса в геометрическом пространстве до получения устойчивого центра тяжести наблюдений, попавших в эту гиперсферу. До начала работы алгоритма признаки объектов нормируются так, чтобы их значения находились между нулем и единицей.

5 Тесты

Проведем некоторые эксперименты. Будем запускать алгоритм по 10 раз на разных изображениях и высчитаем точность нахождения окружностей, а также среднюю скорость работы. Полученные данные представлены на рисунках 5.2, 5.4, а исходные данные на рисунках 5.1, 5.3.

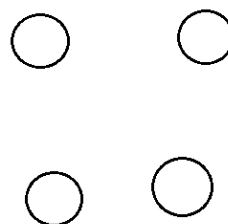


Рисунок 5.1 – Исходное изображение с четырьмя кругами

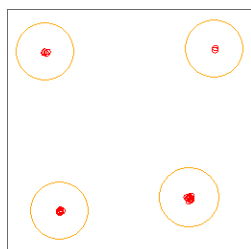


Рисунок 5.2 – Полученные результаты на изображении с четырьмя кругами

Точность нахождения: 55%. Среднее время 4.45

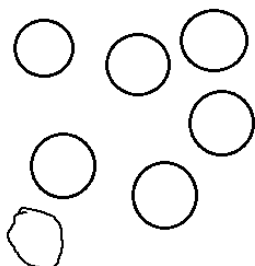
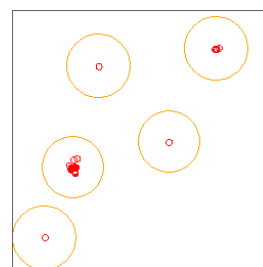


Рисунок 5.3 – Исходное изображение с семью кругами



Точность нахождения 65.7%. Среднее время 5.5

Выводы

Мы рассмотрели алгоритм бактериальной оптимизации для нахождения и распознавания окружностей, а также различных его модификаций. Провели анализ классического алгоритма с его улучшенными версиями. Затем предложили модификацию для одновременного нахождения окружностей и привели таблицу работы по скорости и по точности. Как видно из таблицы, наша модификация еще не ищет все сто процентов кругов, но делает это значительно быстрее классического алгоритма. Увеличение точности планируется за счет разброса бактерий, не на лучшие позиции, а по всей поверхности исключая уже найденные окружности, для того чтобы бактерии смогли найти другие локальные минимумы.

Рисунок 5.4 – Полученные результаты на изображении с семью кругами

Минков О.В., Ручкин К.А. Разработка алгоритма распознавания сложных накладываются геометрических объектов. Рассмотрен алгоритм бактериальной оптимизации для нахождения и распознавания геометрических фигур, в частности окружностей, а также различных его модификация. Проведен анализ классического алгоритма с его улучшенными версиями. Предложена своя модификация для одновременного нахождения окружностей.

Ключевые слова: распознавание, компьютерное зрение, эволюция, BFOA, геометрические фигуры.

Minkov O.V, Ruchkin K.A. Development of an algorithm for recognizing complex overlapping geometric objects. The algorithm of bacterial optimization for finding and recognizing geometric figures, in particular circles, as well as various modifications thereof, is considered. The analysis of the classical algorithm with its improved versions is carried out. We propose our own modification for the simultaneous determination of circles.

Key words: recognition, computer vision, evolution, BFOA, geometric figures.

Статья поступила в редакцию 25.5.2017

Рекомендована к публикации д-ром физ.-мат. наук А.С. Миненко

УДК 004.89:004.93

О возможностях алгоритма DTW при распознавании речевых сигналов

А.В. Ниценко, В.Ю. Шелепов,
Институт проблем искусственного интеллекта
nav_box@mail.ru

Ниценко А.В., Шелепов В.Ю. О возможностях алгоритма DTW при распознавании речевых сигналов. В статье рассмотрены варианты применения для различных задач метода распознавания на основе алгоритма DTW, использующего фонемную сегментацию и эталоны слов, автоматически синтезируемые из эталонов дифонов. Метод отличается тем, что позволяет применять DTW-распознавание к словарям большого объема (более десяти тысяч слов), а также для распознавания слитной речи. Работа ведется с произвольными словарями, задаваемыми в текстовом виде, без необходимости выполнения предварительного обучения эталонов всех слов.

Ключевые слова: распознавание речи, динамическое программирование, алгоритм DTW, сегментация, дифон, антиэталон.

Введение

Одной из актуальных проблем искусственного интеллекта является проблема преобразования устной речи в текст. За многие годы исследований был разработан широкий спектр методов и компьютерных программ, направленных на решение этой проблемы. Сегодня получены многообещающие результаты и созданы действующие коммерческие системы, в основном, для английского языка, а также испанского, французского, японского, китайского и арабских языков [1-8]. В числе последних достижений появились достаточно успешно работающие системы распознавания слитной речи с большими словарями, например голосовой ввод в поисковых интернет-системах Google и Yandex [9]. Однако их применение связано с работой в сети Internet и использованием облачных технологий. Проблема же распознавания речи на локальных устройствах остается открытой.

Одним из первых методов распознавания, которому уделяется внимание и сейчас, является метод динамической трансформации временной шкалы (DTW)[10,11], позволяющий найти оптимальное соответствие между двумя временными последовательностями. Сравнение DTW с другими методами показывает, что при распознавании команд небольшого словаря DTW даёт лучшие результаты. Первоначально DTW был доминирующей парадигмой при распознавании речи. Однако впоследствии предпочтение стали отдавать методам, основанным на использовании Скрытых Марковских Моделей, ссылаясь на невозможность использования DTW для распознавания отдельных слов при большом словаре и распознавания слитной речи [11,12].

В связи с этими проблемами в рамках DTW-парадигмы авторами предложен синтез

эталонов слов из более мелких единиц – эталонов дифонов, на основе создаваемой в процессе обучения дифонной базы эталонов [13,14]. Опыт показывает, что использование дифонов, которые содержат межфонемные переходы, даёт лучшие результаты по сравнению с использованием стационарных частей звуков речи. Также преимуществом является простота процедуры начального обучения, в которой разметка речевого сигнала и создание базы исходных эталонов дифонов, а затем и эталонов слов, являются полностью автоматизированными и не требуют участия эксперта. Цель настоящей обзорной статьи – показать, что предложенный подход позволяет распознавать большие словари отдельных слов и слитную речь.

Усовершенствованный метод распознавания речевых сигналов на основе алгоритма DTW

Используется 8-битная запись с частотой дискретизации 22050 Гц. Используются вектора признаков, связанные с относительными частотами длин полных колебаний на интервалах анализа длиной 368 отсчетов (удвоенный период основного тона для голоса средней высоты). Модификация классического метода распознавания с помощью алгоритма DTW заключается в использовании для распознавания эталонов слов, которые автоматически синтезируются из эталонов дифонов. Полная база последних в объеме около 1700 создается для каждого диктора заранее. Создание такой базы в дальнейшем избавляет пользователя от необходимости создавать любые образцы голосом и даёт возможность применять этот метод для систем распознавания с большим объемом словаря.

Под дифоном, который соответствует

межфонемному переходу внутри слова, будем понимать участок стандартной длины: 3 окна в 368 отсчетов слева от метки между звуками и 3 таких же окна справа от той же метки. Эталон дифона – набор из шести соответствующих векторов признаков. Кроме того, используется участок в 3 окна в начале слова и участок в 3 окна в конце слова, условно называемый соответственно начальным и конечным полудифонами (переход от молчания к речи и наоборот). Все вектора, входящие в эталоны дифонов, играют роль кодовых векторов и образуют кодовую книгу. Все эталоны дифонов нумеруются, нумеруются также все вектора признаков, входящие в эталоны.

Авторами разработан простой автоматический транскриптор, управляющий файл которого содержит набор правил, каждое из которых записано в виде двух частей, соединенных знаком равенства. Слева стоят символы буквенной записи, справа – символы, которыми они заменяются в транскрипции. Машина, транскрибируя слово, последовательно ищет вхождения левой части очередного правила, и если таковое обнаруживается, заменяет его правой частью.

Каждое слово из словаря распознавания автоматически транскрибируется, по транскрипции строится цепочка имен дифонов, например,

остановка → астанофка → а0-ас-ст-та-ан-но-оф-фк-ка-а2.

В соответствии с этой цепочкой из эталонов дифонов склеивается эталон слова. Далее для простоты будем говорить о словах, хотя более точно нужно говорить о транскрипциях.

Словарь эталонов слов компактно представляется в виде дерева, использование которого существенно ускоряет процесс распознавания. Эталон каждого слова представляется в виде ветви этого дерева или ее части. Если несколько путей имеют общую часть, то вычисления, заполняющие соответствующую часть DTW-матрицы, выполняются только один раз. Уровни дерева соответствуют позициям дифонов в слове (рисунок 1).

Каждый узел в рамках каждого уровня представляет собой номер дифона, что находится в слове на соответствующей позиции. Узлы, соответствующие конечным дифонам слов, обозначаются как концы соответствующих слов (в узле записывается порядковый номер соответствующего слова в словаре). Если узел не конечный, то записывается значение «-1». Максимальная глубина дерева соответствует максимальной длине пути (выраженной в количестве дифонов) для соответствующего слова

в словаре.

Процесс распознавания организован следующим образом. Исследуемый речевой сигнал преобразовывается в последовательность N векторов признаков и строится таблица D расстояний этих векторов до всех векторов эталонов. Далее вычисляются DTW-расстояния от распознаваемого слова до всех эталонов слов путем рекурсивного обхода дерева эталонов «в глубину». Сначала просматривается корень дерева, а затем смежные узлы вглубь дерева, пока не достигнут узел, помеченный как конец слова. После того, как достигнут конец слова, происходит возврат назад вдоль пройденного пути пока не найден узел, у которого есть еще не просмотренный потомок. Затем движемся в новом обнаруженном направлении. Процесс завершается, когда просмотрены все узлы дерева.

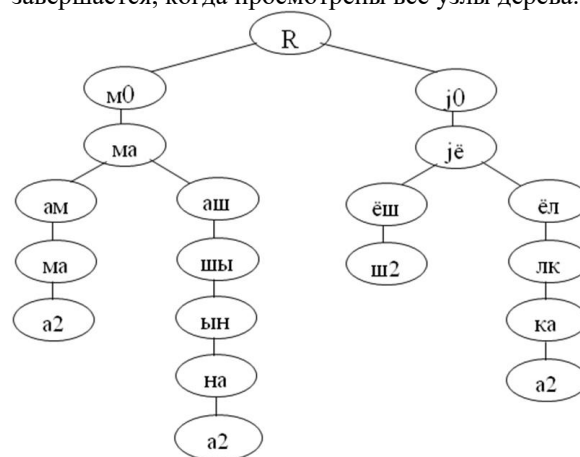


Рисунок 1 – Схема дерева синтеза эталонов для простого словаря

При прохождении ветвей дерева, по номерам дифонов строится цепочка соответствующих им номеров векторов, образующих эталон слова. При движении в глубину, в цепочку добавляются номера, соответствующие пройденным узлам, а при движении назад они удаляются из нее. Достигнув узла, являющегося концом очередного слова, вычисляется DTW-расстояние от построенной цепочки векторов (эталона данного слова) до цепочки векторов распознаваемого сигнала. Расстояния между векторами берутся из таблицы D . В процессе вычисления расстояний матрица DTW не пересчитывается полностью, а обновляются только столбцы, соответствующие новым кодовым векторам, номера которых добавлены в цепочку после возврата назад по окончании предыдущего этапа.

Таким образом, достигается значительный выигрыш, как в скорости распознавания, так и в объеме необходимой памяти. Дерево эталонов строится при загрузке в

программу словаря для распознавания в виде текстового списка.

Применение метода к распознаванию изолированных слов по частям

Распознавание между собой словоформ одного и того же слова представляет более трудную задачу, чем распознавание словоформ различных слов. Это вызвано тем, что они, как правило, отличаются окончаниями, которые чаще всего безударны и редуцируются при произношении. С целью увеличения надежности распознавания словоформ предлагается начинать распознавание с распознавания окончаний. В пользу этого можно привести следующие качественные соображения. Две словоформы достаточно длинного слова имеют общую основу и, следовательно, имеют больше общего, чем различий, что может служить источником ошибок. Если же ограничиться распознаванием одних окончаний, то их отличия относительно больше, чем отличия полных словоформ. Поэтому ошибки в их распознавании должны быть менее частыми. С другой стороны качество распознавания с помощью DTW возрастает при увеличении длины распознаваемых речевых отрезков. Поэтому целесообразно присоединять к окончанию часть суффикса, и работать с этими объектами, которые естественно назвать квазифлексиями. Соответственно оставшуюся часть слова будем называть квазиосновой.

Использование квазифлексий приводит также к сокращению размеров распознаваемых словарей. Квазифлексии, очевидно, являются общими для больших групп слов. Если имеется m квазиоснов и n квазифлексий, то их комбинации образуют $m \times n$ словоформ и, при распознавании словоформы как целого, словарь для распознавания составил бы $m \times n$ объектов. При распознавании же квазиосновы и квазифлексии отдельно, количество распознаваемых объектов составляет $m + n$. В результате время распознавания значительно сокращается, а надежность распознавания имеет тенденцию к увеличению.

Итак, для решения указанных проблем предлагается распознавать словоформы в два этапа: вначале распознавая изменяющуюся часть слова (квазифлексию), затем неизменяющуюся часть (квазиоснову) из множества, соответствующего распознанной квазифлексии [15]. Введенное понятие квазиосновы родственно используемому в лингвистике понятию основы слова, которая при простейшем описании определяется как его неизменяемая часть (приставка+корень+суффикс), то есть является результатом отбрасывания окончания. Понятие квазиосновы введено потому, что распознавание

тем надежнее, чем длиннее распознаваемые речевые отрезки. Поэтому короткие словоформы (состоящие менее чем из 5 звуков) включаются в число квазиоснов целиком.

Исходя из того, что русский язык является флективным языком (т.е. синтаксическое управление осуществляется с использованием словоформ, образуемых при помощи флексий), слова языка моделируются в виде комбинации постоянной и переменной составляющих:

$$x = c(x) \& f(x),$$

где $c(x)$ – часть лексемы x , которая в процессе словоизменения остается неизменной (квазиоснова), $f(x)$ – ее переменная составляющая (квазифлексия), $\&$ – знак конкатенации.

Так как распознавание будет вестись с использованием эталонов дифонов, то для каждой квазиосновы и квазифлексии используется транскрипция и по ней создается цепочка соответствующих дифонов. Например, для слова «вокализация»:

вокализа → вакализа → в0-ва-ак-ка-а1-ли-из-за-а2

ция → цы́я → ц0-цы-ы́-я-я2.

Для распознавания применяется алгоритм на основе DTW, описанный выше.

Определение квазифлексии производится по принципу минимума DTW-расстояния [15] (см. также следующий раздел). Он заключается в последовательном распознавании с помощью алгоритма DTW заключительных частей речевого сигнала, начиная с двух конечных сегментов: вначале берется два последних сегмента, затем три, четыре и так далее до задаваемого заранее максимального количества фонетических сегментов. При этом запоминается минимальное значение DTW-расстояния среди всех эталонов и соответствующая этому эталону квазифлексия, и далее производится сравнение эталонов со следующим участком сигнала. Таким образом, получается список гипотетических квазифлексий и DTW-расстояний от их эталонов до рассматриваемых речевых отрезков. Из этого списка выбирается квазифлексия с наименьшим расстоянием. Затем для выделенной таким образом квазифлексии происходит обращение к словарю соответствующих квазиоснов, и в пределах этого словаря осуществляется DTW-распознавание участка сигнала от начала слова до начала участка, соответствующего распознанной квазифлексии.

Применение алгоритма DTW к распознаванию слитно произнесенных фраз

Пусть имеется несколько слитно произнесенных фраз. Программа автоматически транскрибирует их и создаст для каждой из них

эталон из дифонов, игнорируя пробелы между словами. После этого их можно распознавать между собой теми же методами, что и отдельно произносимые слова. Но если рассматривать множество произвольных фраз, то их бесконечно много и, очевидно, следует добиваться их распознавания путем распознавания слов, из которых они состоят. Тогда основная сложность – выделение в речевом сигнале отрезков, отвечающих отдельным словам. Иначе говоря, необходимо научиться определять, где заканчивается одно слово и начинается другое.

Предлагаемый ниже метод основан на использовании фонемной сегментации [13,14]. Весь рассматриваемый речевой отрезок автоматически разбивается на сегменты, отвечающие отдельным звукам, и границы между словами следует искать среди конечного множества полученных границ между звуками.

Первоначально было проведено исследование распознавания пар слитно произносимых слов. При распознавании отрезка от начала до первой метки, а затем от первой метки до конца, как результат, получалась пара слов из словаря распознавания. Затем выполнялось распознавание от начала до второй метки и от второй метки до конца и так далее. Заключительным шагом было распознавание всего речевого отрезка от начала до конца как одного слова. В результате получалась последовательность гипотетических пар слов (на последнем месте – одно слово). Для каждой из этих пар автоматически строился эталон как для слитно произносимой, и результатом распознавания объявлялась пара, до которой DTW-расстояние минимально. Этот алгоритм показал высокую надежность. Но он включал целый набор актов распознавания отдельных гипотетических слов и в результате оказывался слишком долго работающим. Попытка применить аналогичный алгоритм к распознаванию большего числа слитно произнесенных слов приводила к экспоненциальному росту числа распознаваний гипотетических слов, и от нее пришлось отказаться.

Тогда было решено, двигаясь от начала до очередной метки, выводить только последовательность гипотез для первого слова, но с указанием DTW-расстояния до каждой из них [16,17]. Оказалось, что при выполнении некоторого условия на состав словаря гипотеза, соответствующая истинному первому слову (и соответствующему истинному отрезку от начала) имеет минимальное расстояние.

На рисунке 3 показан результат распознавания слитно произнесенной фразы «доза мала». В левом верхнем поле находится список

результатов распознавания последовательных отрезков сигнала, выделенных на рисунке 2. В списке выделена строка, отвечающая истинному отрезку слова «доза».

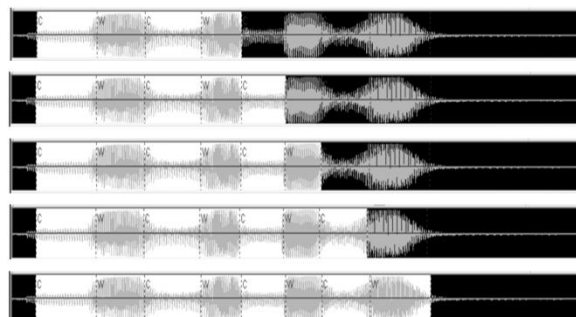


Рисунок 2 – Последовательное выделение распознаваемых отрезков сигнала с использованием сегментации

Итак, можно сформулировать следующий «принцип минимума»: по крайней мере, для словарей, удовлетворяющих некоторому ограничению, первое слово определяется с использованием меток сегментации из условия минимума DTW-расстояния. Понятно, что для распознавания второго слова фразы следует применить описанный метод к части сигнала от конца первого слова до конца речевого отрезка и так далее. Смысл этого принципа в следующем: DTW направлен на минимизацию расстояния сказанного слова до эталона того же слова. Остальные слова в полученном списке не соответствуют выделенным отрезкам речевого сигнала и то, что их расстояния до соответствующих эталонов оказались больше, представляется естественным.

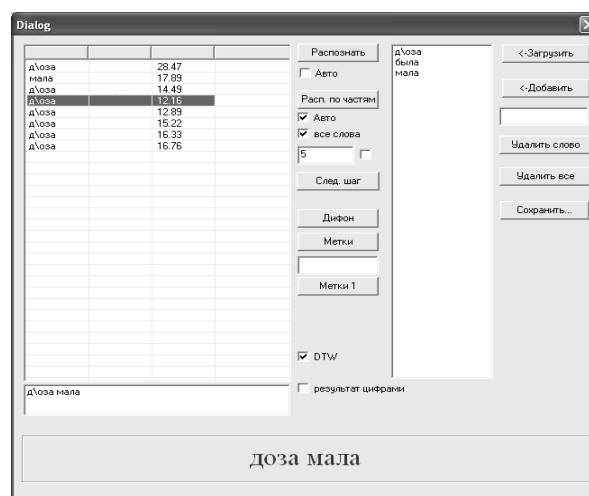


Рисунок 3 – Результат распознавания фразы «доза мала»

Распознавание слитных русских фраз на основе использования глухих фрагментов

Предлагаемый алгоритм опирается на принадлежащий авторам метод сегментации, то есть автоматического разбиения сигнала на участки, отвечающие отдельным звукам русской речи, с одновременной классификацией этих участков в рамках широкой фонетической классификации (W – гласный звук, С – звонкий согласный, F – глухой фриктивный, Р – глухой взрывной) [13-14]. При распознавании используется описанный выше принцип минимума DTW-расстояния.

Предлагается метод распознавания слитных фраз с использованием частичных списков слов, формируемых из общего словаря на основании количества глухих фрагментов [18]. Для каждого слова словаря распознавания по автоматически создаваемой транскрипции определяется количество глухих фрагментов в его звучании. Все слова с n глухими фрагментами помещаются в текстовый файл словаря $n.txt$, при этом возникают словари $0.txt$, $1.txt$, ..., $N.txt$. Предположим, что распознаваемый сигнал не начинается с глухого фрагмента. Если первое слово фразы вообще не содержит глухих фрагментов, его следует распознавать в словаре $0.txt$, причем искать на отрезке от начала фразы до начала первого глухого фрагмента. Будем это делать, последовательно увеличивая интервал распознавания: от начала до первой метки сегментации, затем от начала до второй метки и так далее, до тех пор, пока не дойдем до левой границы первого глухого фрагмента. Далее продолжаем искать первое слово в словаре $1.txt$, последовательно добавляя к интервалу распознавания, начинающемуся в начале сигнала, отрезки сегментации, пока не дойдем до начала второго глухого фрагмента. И так далее. Формируется список результатов всех этих распознаваний с указанием DTW-расстояний до них. В этом списке выбирается строка, где упомянутое DTW-расстояние минимально (рисунок 4). Этим заканчивается первый цикл распознавания. Его результат – распознавание первого слова и места его окончания. Далее, начиная с этого места, распознается второе слово фразы и определяется его конец и так далее. Ясно, что, если распознаваемый сигнал начинается с глухого фрагмента, то распознавание следует начинать со словаря $1.txt$. В описанном методе записанный сигнал в значительной степени управляет выбором частичных списков для распознавания, формируемых из общего словаря.

Если слово из словаря $n.txt$ заканчивается глухим звуком, а следующее начинается одним из

звуков Б,Г,Д,Ж,З, то в слитной речи упомянутый глухой озвончается. Поэтому к словарю $n.txt$ добавляется словарь $n-1,V.txt$ с теми же словами, для которых при создании транскрипций используется модифицированный транскриптор, заменяющий глухие звуки в конце слов парными звонкими. Число глухих фрагментов в словах из $n-1,V.txt$ на единицу меньше, чем в словах из $n.txt$. Далее, в каждом из словарей $m.txt$ оставляются те слова, которые начинаются не на Б,Г,Д,Ж,З, а из остальных образуется словарь $mD.txt$. Алгоритм должен на соответствующих этапах вслед за словарем $n-1.txt$ проработать со словарем $n-1,V.txt$, а вслед за словарем $m.txt$ проработать со словарем $mD.txt$. Правильный результат обеспечивается принципом минимума DTW-расстояния. Возможен случай, когда фраза произнесена так, что озвончения в положенном месте не произошло. Тогда соответствующее распознанное слово найдется не в словаре $n-1,v.txt$, а в словаре $n.txt$.

Простейшим подтверждением работоспособности предлагаемого метода является разработанная нами программа, которая позволяет вводить в текстовом виде через специальное окно несколько фраз, автоматически создает текстовые файлы словарей и далее позволяет распознавать слитную речь в пределах общего образовавшегося словаря, произвольно меняя слова и их порядок. Здесь результат, как правило, стопроцентный. В качестве экспериментов со словарями большего объема мы реализовали распознавание пар ПРИЛАГАТЕЛЬНОЕ-СУЩЕСТВИТЕЛЬНОЕ, где фигурируют несколько сот существительных и прилагательных из тысячи наиболее частотных, приведенных в частотном словаре русского языка [19]. В этих экспериментах результат верного распознавания свыше 90%.

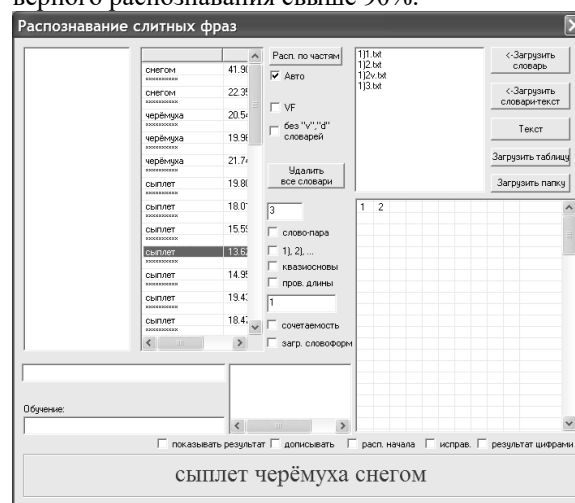


Рисунок 4 – Окно программы со списком гипотез и результатом распознавания

**Распознавание слитно
произносимых имен и отчеств**

Рассматривается 150 русских мужских имен и столько же соответствующих отчеств, а также 88 женских имен. Общее количество имен: 238. Общее количество имен-отчеств: 35700. Их также можно было бы распознавать целиком, не членив на составляющие слова. Однако количество их уже достаточно велико, так что такой способ не обеспечивает достаточной скорости распознавания. С целью увеличения скорости (а также повышения надежности) применяется автоматическое разбиение словаря фраз на части путем использования VF-транскрипции. Эта транскрипция представляет собой последовательность чередующихся символов V и F, где V обозначает (максимальный) отрезок из соседствующих голосовых (гласных и звонких согласных) звуков, F – аналогичный отрезок из глухих (фрикативных и взрывных) звуков. Такая обобщенная транскрипция ранее использовалась нами для ускорения распознавания больших словарей отдельно произносимых слов. Она легко получалась автоматически из полной транскрипции и помещалась в конечных вершинах дерева транскрипций, соответствующих словам словаря. В рассматриваемой ситуации для каждой из фраз словаря «Имя-Отчество» также заранее создается транскрипция и VF-транскрипция. Затем автоматически формируются частичные списки фраз с одинаковой VF-транскрипцией и именами соответствующих файлов вида VmV.txt, VnF.txt, FkV.txt, FIF.txt. Символы V, F в начале и в конце имени показывают, с чего начинается и чем заканчивается VF-транскрипция, m, n, k, l – число символов F, входящих в VF-транскрипцию.

При записи фразы и ее априорной сегментации сразу же определяется ее VF-транскрипция и далее ведется распознавание в соответствующем частичном списке. Размеры этих списков за исключением файла V3F.txt таковы, что входящие в них фразы можно распознавать как целое с помощью обычного дифонного распознавания. Список V3F содержит 6923 фразы и из-за его величины распознавание в нем происходит достаточно медленно. Для ускорения мы применяем алгоритмы определения начального звука [20].

Тестирование распознавателя для диктора, который использует свою дифонную базу, дает не более 5% ошибочных распознаваний.

**Поиск ключевых слов в слитной
речи методом DTW-распознавания**

Авторами предлагается способ построения антиэталонов и их использование для анализа произвольной слитно произнесенной русской фразы с целью выяснить, содержит ли она наперед заданное слово, которое в этой связи именуется ключевым. При этом если ключевое слово во фразе есть, то должен быть обнаружен лишь факт его наличия. Точная локализация этого слова не требуется.

Частным случаем рассматриваемой проблемы является задача определения ключевого слова среди отдельно произносимых русских слов. Различать неключевые слова при этом не нужно. Поэтому целесообразно использовать для них небольшое количество усредненных эталонов, которые уместно назвать антиэталонами ключевого слова. Ввиду малого количества антиэталонов это заведомо ускорит процедуру.

Есть S_0 – исходный список слов, из которого выбирается ключевое слово. Для него создается голосовой эталон, который также будем называть ключевым. Все остальные эталоны синтезируются из эталонов дифонной базы. Путем усреднения полученных синтетических эталонов создаются антиэталоны для ключевого слова. Многочисленные эксперименты показывают, что в большинстве случаев все неключевые слова классифицируются правильно, то есть оказываются ближе к одному из антиэталонов. Если ошибки и возникают, то даже для больших словарей S_0 их количество составляет несколько единиц. При анализе произвольных фраз с целью обнаружения ключевого слова это делает ошибку ложной тревоги малой.

Далее выполняется сегментация исследуемого речевого сигнала на отдельные звуки. Опираясь на сегментацию, производится распознавание с полученными эталонами всех речевых отрезков записанной фразы, содержащих столько глухих фрагментов, сколько их в ключевом слове. При выборе интервалов распознавания учитывается также близость количества отрезков сегментации к числу звуков в ключевом слове. Если результатом хотя бы одного из распознаваний является ключевое слово, то это слово считается найденным и программа выдает соответствующее сообщение. В противном случае считается, что ключевое слово не обнаружено. Малое число ошибок пропуска цели обеспечивается использованием голосового эталона для ключевого слова. Рисунки 5, 6 иллюстрируют результат поиска ключевого слова.

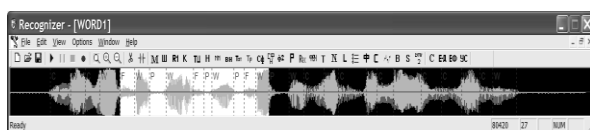


Рисунок 5 – Визуализация фразы «Моя сокурсница уже сдала экзамен»

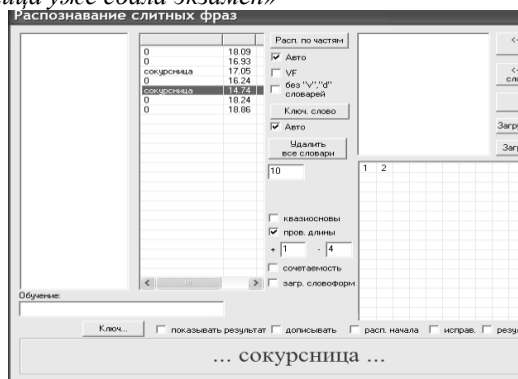


Рисунок 6 – Окно программы с результатом распознавания ключевого слова

Распознавание слитно произносимых сложных количественных числительных с поиском ключевого слова в потоке речи

Программно сформируем цифровой список чисел от 1 до 999 и заменим каждое из них его словесным выражением. Последнее представляет собой фразу из одного, двух или трех слов. Будем вначале работать со словарем, состоящим только из этих фраз с добавлением фраз, заканчивающихся словом «один», в которых это слово заменено словом «одна». В словарь добавляется также фраза (слово) «тыся». Далее будем именовать этот словарь как «Словарь 0».

Для каждой из фраз Словаря 0 автоматически создается транскрипция и строится эталон путем склеивания соответствующих эталонов дифонной базы. Из этих эталонов формируется дерево. Каждую сказанную фразу будем распознавать с помощью алгоритма DTW как цельный звуковой файл (не выделяя в нем отдельные слова). Такое распознавание обеспечивает надежный результат, получаемый достаточно быстро даже на весьма устаревшем компьютере со следующими параметрами: одноплатный процессор с тактовой частотой 2.4 ГГц и 1 Гб оперативной памяти.

Переходя к остальным числительным, заметим, что они состоят из двух частей: уже рассмотренное числительное от 1 до 999 и такое же числительное, которому предшествует нужная словоформа слова «тысяча». При этом одна из этих частей может быть пустой. Кроме того, вторая часть может состоять только из словоформы слова «тысяча». Далее будем

использовать слово «часть» только в указанном смысле. Слово «один», если оно непосредственно предшествует слову «тысяча», заменяется словом «одна», а слово «два», предшествующее слову «тысячи», - словом «две».

Каждая из указанных частей выделяется и распознается отдельно, если разделяющая (открывающая, завершающая) словоформа слова «тысяча» заранее обнаруживается в сказанной фразе как ключевое слово в потоке речи. Это достигается путем использования вышеупомянутой априорной сегментации. А именно, ищется отвечающая звукосоответствию «тыся» последовательность сегментов WFW, открывающая фразу, или последовательность PFWF в любом другом месте фразы, и в обоих случаях на отрезке WFW проводится распознавание со Словарем 0. Если найденных отрезков более одного, выбирается тот, для которого DTW-расстояние до звукосоответствия «тыся» минимально.

Исследование эффективности метода при распознавании изолированных слов

С помощью разработанного программного обеспечения было проведено исследование эффективности метода распознавания путём сравнения эффективности распознавания отдельно произносимых слов с методом на основе скрытых марковских моделей (в качестве тестовой платформы был использован НТК Toolkit) и коммерческой программой распознавания речи Voco. Для оценки качества распознавания речи использовался показатель процента корректно распознанных слов (WCR – Word Correctly Recognized).

В экспериментах участвовали 5 дикторов. Был сформирован словарь объемом 100 слов. Для каждого диктора был создан банк речевых сигналов – результатов произнесения слов словаря. Банк был записан в 5 версиях: одна версия предназначалась для режима обучения, остальные 4 – для режима тестирования.

Запись производилась в условиях низкого уровня фонового шума (отношение сигнал-шум примерно 50 дБ. Под отношением сигнал-шум в данном случае подразумевается отношение средних мощностей сигнала и шума в полосе частот от 0 до 11 кГц). Параметры записи наборов слов: частота дискретизации – 22050 Гц; разрядность квантования – 8 бит; средняя длительность записанного слова – 2 с (включая окружающие слово паузы, длительностью не менее 0,3 с каждая).

В качестве тестовой платформы для

метода скрытых марковских моделей был использован НТК Toolkit, чтобы построить базовую систему с MFCC коэффициентами. Для каждого диктора на обучающей выборке была обучена своя акустическая модель.

По результатам тестирования при распознавании отдельных слов с помощью DTW и синтетических эталонов (использования эталонов слов, синтезированных из эталонов дифонов), качество распознавания на тех же аудиоданных повышается на 3 – 18% по сравнению с распознаванием методом скрытых марковских моделей, и на 9 – 15% по сравнению с системой Voco (таблица 1).

Было проведено также исследование эффективности метода обработки речевых данных для распознавания изолированных слов на большом словаре. В процессе исследования из грамматического словаря русского языка А.А. Зализняка [21] объемом около 100 тыс. (точная цифра: 94604) слов в начальных формах случайным образом было отобрано 2 тысячи слов – тестовый словарь для распознавания. Далее из них случайным образом выбиралось 10 слов, которые произносил диктор. Этот последний этап повторялся 50 раз. Исследование показало высокую эффективность разработанного метода: доля корректно распознаваемых слов составляла не менее 90%.

Таблица 1. Результаты сравнительного тестирования качества распознавания

диктор	DTW +дифоны (WCR, ,%)	Н TK Toolkit (WCR,%)	осо (WCR,%)
	98%	9	8
		5%	9%
	98%	9	8
		3%	7%
	97%	9	8
		2%	2%
	96%	7	8
		8%	5%
	99%	8	9
		9%	0%

Отметим, что указанные результаты распознавания отдельных слов программой Voco объясняются тем, что она предназначена для распознавания слитной речи с использованием n-граммной языковой модели. Для отдельных слов языковая модель практически не работает, в этом случае система распознавания опирается только на встречаемость слова в тренировочных данных,

что, по сути, не несет никакой полезной информации, и распознавание ведется только за счет акустической модели. Таким образом, можно сделать вывод, что собственно акустическое распознавание отдельных слов в данной работе реализовано лучше.

Для исследования эффективности работы алгоритма на большом словаре, из грамматического словаря русского языка А.А. Зализняка объемом около 100 тыс. (точная цифра: 94604) слов в начальных формах случайным образом было отобрано 2 тысячи слов – тестовый словарь для распознавания. Далее из них произвольно отбиралось и произносилось 10 слов. Этот последний этап повторялся 50 раз.

Аналогичные результаты получались для остальных 44 испытаний, так что можно было сделать вывод: для словаря объемом 2000 произвольно выбранных начальных форм доля корректно распознаваемых слов составляет не менее 90%.

Аналогичная процедура тестирования применялась также на случайным образом сформированном словаре в 30000 начальных форм. Результат был аналогичным: доля корректно распознаваемых слов составляла не менее 90%.

Выводы

В статье рассмотрены варианты применения для различных задач метода распознавания на основе алгоритма DTW, использующего фонемную сегментацию и эталоны слов, автоматически синтезируемые из эталонов дифонов. Метод отличается тем, что позволяет применять алгоритм DTW для распознавания со словарем большого объема (более десяти тысяч слов), а также для распознавания слитной речи. Использование дифонной базы эталонов диктора вместе с автоматическим транскриптором позволяет за счет синтеза эталонов слов из эталонов дифонов работать с произвольными словарями, задаваемыми в текстовом виде, без необходимости выполнения предварительного обучения эталонов всех слов.

С помощью разработанного программного обеспечения проведено исследование эффективности алгоритмов сегментации и обработки речевых данных с использованием дифонов путем сравнения эффективности распознавания отдельно произносимых слов с методом на основе скрытых марковских моделей. По результатам тестирования, при распознавании отдельных слов с помощью DTW и синтетических эталонов, качество распознавания на тех же аудиоданных повышается на 3 – 18% по сравнению с

распознаванием методом скрытых марковских моделей.

Было проведено также исследование эффективности при распознавании изолированных слов на большом словаре, которое показало высокую эффективность разработанного метода: доля корректно распознаваемых слов составляла не менее 90%.

Литература

1. Andreas T., Ghosh P., Georgiou P., Narayanan S. Robust Word Boundary Detection in Spontaneous Speech Using Acoustic and Lexical Cues // IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing, Taipei, 2009. – p. 4785 – 4788.
2. Zhijian O., Ji X. A study of large vocabulary speech recognition decoding using finite-state graphs // Chinese Spoken Language Processing (ISCSLP), 7th International Symposium, 2010. – p. 123-128.
3. Hong K., Tan T., Tang E., Cheah Y. Linguistic stem concatenation for malay large vocabulary continuous speech recognition // Research and Development (SCORED), 2010 IEEE Student Conference on, 2010. – p. 144-148.
4. Karpov A.A., Kipytkova I.S., Ronzhin A.L. Very large vocabulary ASR for spoken Russian with syntactic and morphemic analysis // Proceedings of INTERSPEECH' 2011, Florence, 2011. – p. 3161-3164.
5. Susman D., Kopru S., Yazici A. Turkish Large Vocabulary Continuous Speech Recognition by using limited audio corpus // Signal Processing and Communications Applications Conference, 2012. – p. 1-4.
6. Saon G., Chien J. Large-Vocabulary Continuous Speech Recognition Systems: A Look at Some Recent Advances // Signal Processing Magazine, Vol. 29, № 6, 2012. – p.18-33.
7. Stas J., Hladek D., Juhar J., Zlacký D. Analysis of morph-based language modeling and speech recognition in Slovak // Information and communication technologies and services, Vol. 10, № 4, 2012. – p. 291-296.
8. Furui S. Recent progress in corpus-based spontaneous speech recognition // In IEICETRANS. INF. and SYST, Tokyo, Japan, 2005. – p. 366-375.
9. Schalkwyk J., Beeferman D., Beaufays F., Byrne B., Chelba C., Cohen M., Kamvar M., Strope B. Google search by voice: a case study // Advances in Speech Recognition: Mobile Environments, Call Centers and Clinics, 2010. – p. 61-90.
10. Винцюк Т.К. Распознавание слов устной речи методами динамического программирования // Кибернетика, № 1, 1968. – с. 81-88.
11. Sakoe H., Chiba S. Dynamic programming algorithm optimization for spoken word recognition // IEEE Trans. on Acoust., Speech and Signal Processing, Vol. 26, № 1, 1978. – p. 43-49.
12. Jelinek F. Statistical methods for speech recognition. – Cambridge, Mass.: MIT Press., 1998. – 305 p.
13. Бурибаева А.К., Дорохина Г.В., Ниценко А.В., Шелепов В.Ю. Сегментация и дифонное распознавание речевых сигналов // Труды СПИИРАН. – 2013. – № 31. – С. 20–42.
14. Шелепов В.Ю., Ниценко А.В. Сегментация и дифонное распознавание речи. – Донецк: ГУ ИПИИ, 2015. – 231 с.
15. Nitsenko A.V. A «by part» method of Russian word speech recognition // Eurasian Journal of Mathematical and Computer Applications, Vol.1, Iss. 2, 2014. – p. 102-109.
16. Шелепов В.Ю., Ниценко А.В. К проблеме распознавания слитной речи // Искусственный интеллект. – 2012. – №4 – С.272 – 281.
17. Шелепов В.Ю., Ниценко А.В. О некоторых вопросах, связанных с дифонным распознаванием и распознаванием слитной речи // Искусственный интеллект. – 2013. – №3 – С. 209 – 216.
18. V.Ju Shelepov, A.V.Nicenکو. Recognition of the continuous-speech russian phrases using their voiceless fragments // Eurasian journal of mathematical and computer applications, Vol. 4., №4., 2016. — P. 19-24.
19. О. Н. Ляшевская, С. А. Шаров, Частотный словарь современного русского языка (на материалах Национального корпуса русского языка). – М.: Азбуковник, 2009. – 1112 с.
20. Шелепов В.Ю., Ниценко А.В. О распознавании первого звука в слитном речевом отрезке. // Проблемы искусственного интеллекта. – 2015. – № 0(1). – С. 116 – 122.
21. Зализняк А.А. Грамматический словарь русского языка. Словоизменение. / А.А. Зализняк. – М.: Аст-пресс, 2008. – 880 с.

Ниценко А.В., Шелепов В.Ю. О возможностях алгоритма DTW при распознавании речевых сигналов.

В статье рассмотрены варианты применения для различных задач метода распознавания на основе алгоритма DTW, использующего фонемную сегментацию и эталоны слов, автоматически синтезируемые из эталонов дифонов. Метод отличается тем, что позволяет применять алгоритм DTW для распознавания со словарем большого объема (более десяти тысяч слов), а также для распознавания слитной речи. Использование дифонной базы эталонов диктора вместе с автоматическим транскриптором позволяет за счет синтеза эталонов слов из эталонов дифонов работать с произвольными словарями, задаваемыми в текстовом виде, без необходимости выполнения предварительного обучения эталонов всех слов.

Ключевые слова: распознавание речи, динамическое программирование, алгоритм DTW, сегментация, дифон, антиэталон.

Nitsenko A.V., Shelepov V.Ju., About DTW-algorithm capabilities for speech recognition. In the article are considered variants of application for various problems of the speech recognition method based on the DTW algorithm using phonemic segmentation and word templates automatically synthesized from the diphone templates. The method advantage is that it allows to apply the DTW algorithm for large vocabulary speech recognition (more than ten thousand words), as well as for continuous speech recognition. The use of the speaker's diphone samples database together with the automatic transcription makes it possible to work with arbitrary dictionaries specified as the text by synthesizing the word templates from diphone templates without the need to perform the preliminary training of the whole word templates.

Keywords: speech recognition, dynamical programming, DTW algorithm, speech segmentation, diphone, anti-sample.

Статья поступила в редакцию 20..2017

Рекомендована к публикации д-ром физ.-мат. наук А.С. Миненко

УДК 621.777

Компьютерное моделирование процесса вытяжки детали типа «стакан» из плоской заготовки

В.В. Румянцев, Е.В. Цветкова
Череповецкий государственный университет
rumyantsev@chsu.ru

Румянцев В.В., Цветкова Е.В. Компьютерное моделирование процесса вытяжки детали типа «стакан» из плоской заготовки. В статье обоснован выбор программного комплекса для компьютерного моделирования в трехмерной постановке процессов вытяжки детали типа «стакан» из плоской заготовки. Приведены допущения, принятые при моделировании, описана методика моделирования с учетом реальных механических свойств алюминия и свинца. Исследованы закономерности формоизменения заготовок, характер изменения толщины стенки стакана, определены усилия, действующие на пуансон и матрицу, исследованы компоненты напряженно-деформированного состояния заготовки, обоснован выбор конструкции рабочего инструмента - матрицы с конической рабочей частью.

Ключевые слова: компьютерное моделирование, вытяжка, формоизменение, напряженно-деформированное состояние.

Введение

Вопросам компьютерного моделирования процессов обработки металлов давлением (ОМД) уделяется значительное внимание в современном машиностроении [1,2]. Одним из таких процессов является вытяжка, позволяющая получить за счет пластической деформации плоских заготовок большое количество полых деталей разнообразной формы, отличающихся друг от друга как очертанием в плане, так и формой боковых стенок [3].

Моделирование процесса вытяжки традиционно проводится либо аналитическими методами, либо численными методами, однако задача практически всегда ставится в двухмерной постановке [4,5], не учитывающей все особенности формоизменения металла и его напряженно-деформированного состояния.

Цель данной статьи - промоделировать процессы вытяжки детали типа «стакан» из плоской заготовки, рассматриваемые в трехмерной постановке.

В работе решаются следующие задачи: моделирование формоизменения заготовки и ее напряженно-деформированного состояния в случае вытяжки цилиндрического стакана из плоской алюминиевой заготовки; моделирование формоизменения заготовки и ее

напряженно-деформированного состояния в случае вытяжки цилиндрического стакана из плоской свинцовой заготовки.

В качестве инструментария для решения задач выбран программный комплекс DEFORM-3D, широко применяемый для моделирования различных процессов ОМД (см., например, [6-8]) с использованием метода конечных элементов, позволяющий отследить процесс формоизменения изделия с учетом сложности граничных условий, сложности зависимостей реальных механических свойств указанных выше металлов [9] от искомых параметров состояния и оценить конечный результат.

Моделирование вытяжки детали типа «стакан» из плоской алюминиевой заготовки

При моделировании рассматривались процессы, протекающие лишь в одной четверти круглой заготовки. Было принято допущение, что в других трех четвертях процессы протекают аналогичным образом. Данное допущение обусловлено тем, что сам объект имеет две плоскости симметрии, при моделировании постоянно происходит перестроение сеточной модели, а при работе с целой круглой заготовкой это может привести к ошибкам и сбоям в программе, что негативно

повлияет на адекватность модели. Кроме того, такой подход значительно экономит машинное время, затрачиваемое на моделирование. Также было принято допущение, что матрица и пуансон представляют собой абсолютно жесткие тела, в результате исследовались только процесс формоизменения и напряженно-деформируемое состояние заготовки.

В качестве объекта моделирования была выбрана заготовка диаметром 80 мм и толщиной 2 мм. Предварительно были рассчитаны геометрические характеристики пуансона и двух матриц: с закругленной рабочей кромкой и с конической рабочей частью, с использованием Autodesk Inventor Professional 2010 разработаны их трехмерные модели (рис.1,2). Наличие матриц двух типов позволило провести сравнение усилий, действующих на них в процессе вытяжки заготовки, и выбрать наиболее эффективный вариант их конструкции, который и был использован в дальнейшем при моделировании процесса. В качестве материала заготовки рассматривался Aluminium 1100 – американский аналог алюминия А0. На основе указанных исходных данных были рассчитаны технологические параметры вытяжки: диаметр готового изделия, коэффициент вытяжки, усилие и работа деформации [10]. Обосновано условие применения вытяжки за одно движение пуансона без использования прижима.

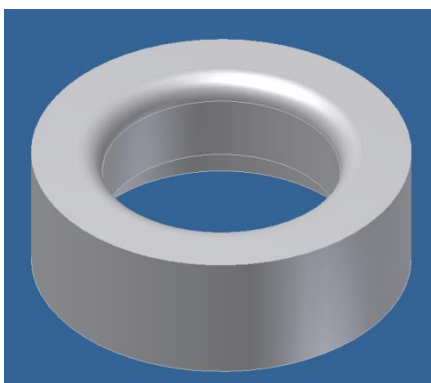


Рисунок 1 – 3D-модель матрицы с закругленной рабочей кромкой

В DEFORM-3D была сгенерирована качественная сетка, состоящая из 84025 элементов с минимальным размером 0,34 мм (рис.3). Задача решалась при постоянной скорости движения пуансона 2 мм/с, которая была получена экспериментальным путем на лабораторном прессе.

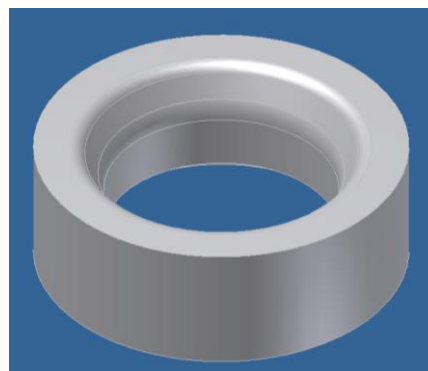


Рисунок 2 – 3D-модель матрицы с конической рабочей частью

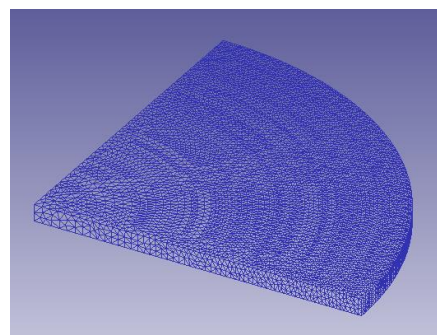


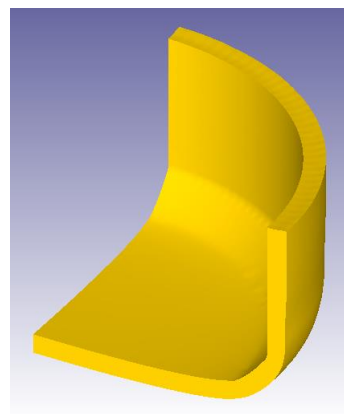
Рисунок 3 – Конечно-элементная модель заготовки.

Коэффициент трения принимался равным 0,12 [4]. Был выбран способ задания шага моделирования с фиксированным перемещением инструмента на постоянную величину 0,2 мм. Количество шагов моделирования для матрицы с закругленной рабочей кромкой составило 130, для матрицы с конической рабочей частью – 165. На рис. 4 представлены отдельные шаги моделирования. На нем наглядно показано, что в процессе вытяжки разрушения материала не происходит, а сама деталь – стакан – имеет стенки, равномерные по толщине [10].

Для выбора наилучшего варианта матрицы были построены графики изменения усилия, действующего на пуансон и матрицу на протяжении всего моделируемого процесса. Эти графики представлены на рис. 5,6. При использовании матрицы с закругленной рабочей кромкой усилие, действующее на пуансон, на 53 шаге достигает максимального значения 3570 Н, а при использовании матрицы с конической рабочей частью оно составляет 3060 Н на 82 шаге. При использовании матрицы с закругленной рабочей кромкой усилие, действующее на матрицу, на 53 шаге достигает максимума в

4430 Н, а при использовании матрицы с конической рабочей частью оно составляет 4080 Н на 82 шаге.

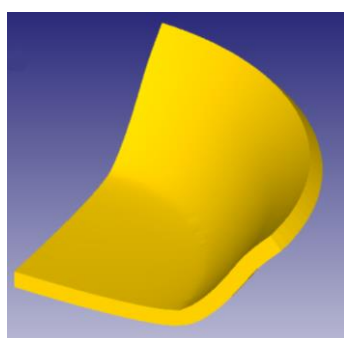
Анализ графиков позволил выявить, что максимальные значения усилий наблюдаются, когда материал начинает затягиваться в рабочую часть матрицы. При использовании матрицы с закругленной рабочей кромкой усилия больше, чем во втором случае, поэтому в качестве рабочего инструмента при дальнейшем моделировании напряженно-деформированного состояния была принята матрица с конической рабочей частью.



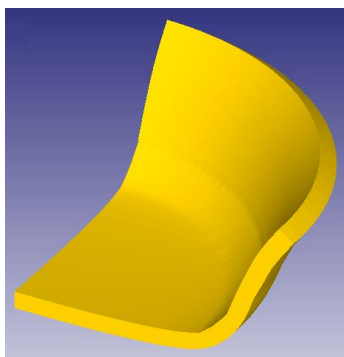
г)

Рисунок 4 – Процесс формоизменения изделия:
а) шаг 60; б) шаг 82; в) шаг 116; г) шаг 165
(готовое изделие).

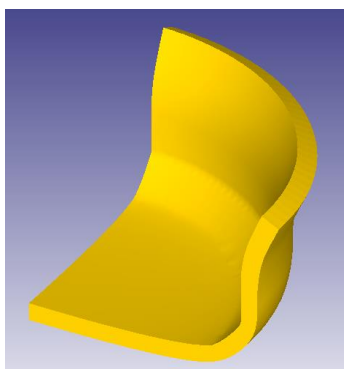
На рис. 7 показано распределение напряжений и деформаций в момент действия на инструмент максимальных усилий. Максимальное напряжение на 82 шаге составляет 111 МПа, а максимальная деформация – 0,339 мм. Наибольшее напряжение наблюдается в месте перехода стенки в дно стакана. Это наиболее опасное сечение с точки зрения отрыва дна, однако полученные напряжения не превышают предел прочности алюминия [9].



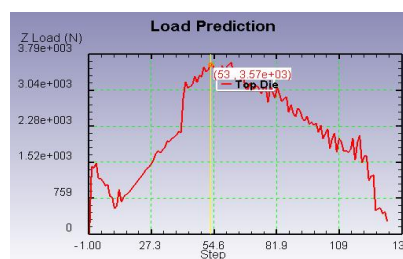
а)



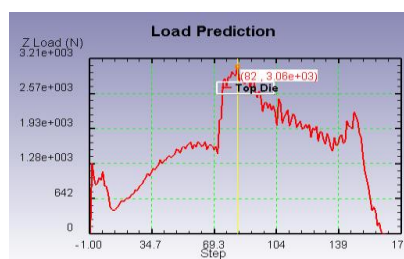
б)



в)



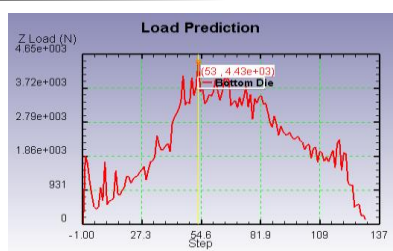
а)



б)

Рисунок 5 – Графики изменения усилия, действующего на пуансон:

а) при использовании матрицы с закругленной рабочей кромкой; б) при использовании матрицы с конической рабочей частью.



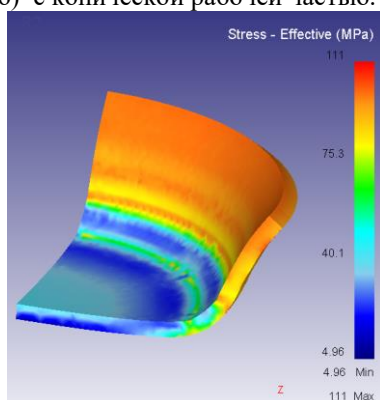
а)



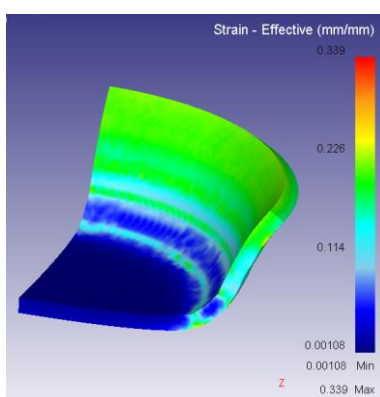
б)

Рисунок 6 – Графики изменения усилия, действующего на матрицу:

- а) с закругленной рабочей кромкой;
б) с конической рабочей частью.



а)



б)

Рисунок 7 – Распределение напряжений а) и деформаций б) в момент действия на инструмент максимальных усилий.

Для исследования изменения толщины стенки стакана при вытяжке на поверхности

заготовки было взято 34 точки и отслежено их смещение в готовом изделии. На рис. 8 изображено размещение этих точек на поверхности готового изделия, а на рисунке 9 – кривая изменения толщины стенки в различных частях стакана при вытяжке. При этом по оси абсцисс отложены точки

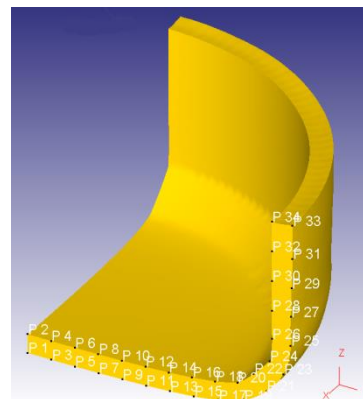


Рисунок 8 – Размещение отслеживаемых точек в готовом изделии

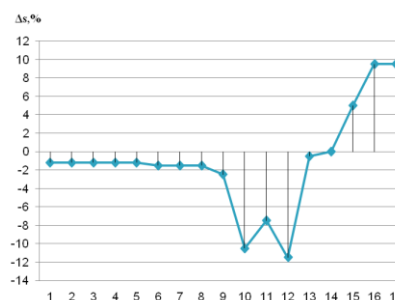


Рисунок 9 – Кривая изменения толщины стенки в различных частях стакана при вытяжке

на боковой поверхности изделия в развернутом виде, а по оси ординат – соответствующие отклонения от начальной толщины материала в процентах. Как видно на рис.8, наибольшее утонение 11,5% происходит в месте перехода стенки стакана в его дно, а по мере приближения к верхней кромке толщина материала непрерывно увеличивается, достигая 9,5%, что соответствует достигаемым на практике значениям [10]. Максимальное значение толщины края, согласно результатам моделирования, составило 2,19 мм, что не превышает допускового значения и свидетельствует об адекватности созданной компьютерной модели.

Моделирование вытяжки детали типа «стакан» из плоской свинцовой

заготовки

Для решения данной задачи модели пуансона и матрицы с конической рабочей частью были взяты такими же, как и при вытяжке алюминиевого стакана. Модель вновь представляла собой четверть заготовки диаметром 80 мм и толщиной 2 мм, в качестве материала рассматривался свинец.

На основе указанных исходных данных были рассчитаны технологические параметры вытяжки в данном случае: диаметр готового изделия, усилие и работа деформации, коэффициент вытяжки. Усилие и работа деформации оказались на порядок ниже, чем в случае формоизменения алюминиевой заготовки, что связано с различием механических свойств этих материалов [9]. Вновь моделировалась вытяжка за одно движение пуансона без использования прижима.

В DEFORM-3D сгенерирована произвольная сетка, состоящая из 84122 элементов с минимальным размером 0,34 мм. Решение проводилось при постоянной скорости движения пуансона 2 мм/с. Был выбран способ задания шага моделирования с фиксированным перемещением инструмента на постоянную величину 0,2 мм, количество шагов моделирования составило 175.

На рис. 10 представлено полученное в результате моделирования готовое изделие. Оно аналогично стакану, вытягиваемому из алюминия (см. рис. 4), в процессе вытяжки заготовки из свинца разрушения материала не

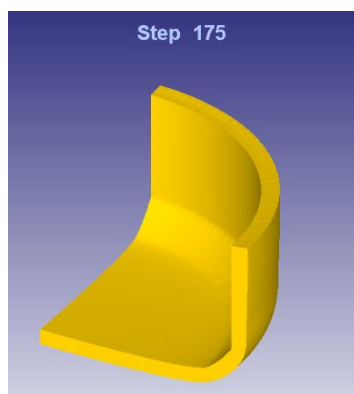
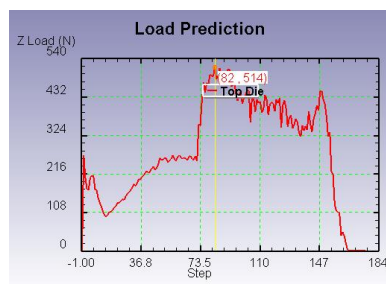


Рисунок 10 – Результат формоизменения изделия из свинца

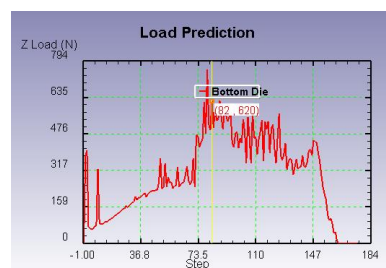
происходит, стакан имеет стенки, равномерные по толщине.

Графики изменения усилия, действующего на пуансон и матрицу на протяжении всего процесса вытяжки,

приведены на рис.11. Максимальные значения



а)



б)

Рисунок 11 – Графики изменения усилия:

а) действующего на пуансон; б) действующего на матрицу

усилий наблюдаются на 82 шаге моделирования и составляют 514 Н для пуансона и 620 Н для матрицы.

Распределение напряжений в деформируемой заготовке в момент действия на инструмент максимальных усилий показано на рис.12. Максимальное напряжение составляет 22,1 МПа, оно наблюдается в месте перехода стенки в дно стакана. Указанное напряжение не превышает предела прочности

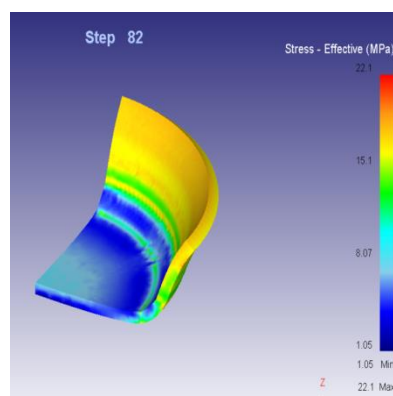


Рисунок 12 – Напряженное состояние деформируемой заготовки на 82 шаге моделирования

свинца, условие целостности заготовки в процессе вытяжки обеспечивается.

Распределение деформаций в момент действия на инструмент максимальных усилий (рис.13) позволяет выявить максимальную деформацию заготовки, равную 0,338 мм.

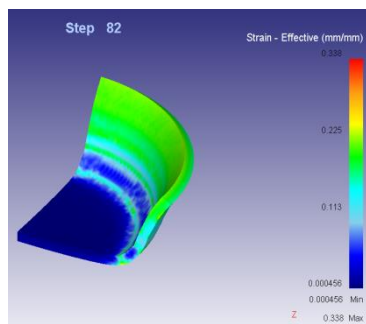


Рисунок 13 – Деформированное состояние заготовки на 82 шаге моделирования.

Аналогично случаю с алюминиевой заготовкой, исследован характер изменения толщины стенки стакана при вытяжке. Согласно результатам моделирования, максимальное значение толщины края составило 2,2 мм, что не превышает допустимого значения и свидетельствует об адекватности созданной компьютерной модели.

Выводы

В данной работе рассмотрены вопросы компьютерного моделирования процесса вытяжки детали типа «стакан» из плоских алюминиевых и свинцовых заготовок. Для решения поставленных задач рассчитаны технологические параметры операций, определены исполнительные размеры рабочего инструмента, представлены его трехмерные модели. В результате моделирования процесса вытяжки детали типа «стакан» с помощью пакета DEFORM-3D был обоснован выбор матрицы с конической рабочей частью, исследован характер изменения толщины стенки стакана, определены усилия, действующие на пуансон и матрицу, а также исследованы компоненты напряженно-деформированного состояния заготовки.

Работа имеет не только научное, но и прикладное значение – выявленные закономерности формоизменения, результаты моделирования могут быть использованы для разработки технологических процессов вытяжки плоских заготовок из цветных металлов и для создания элементов штамповой оснастки, реализующей эти процессы.

Литература

1. <http://sapr.ru/article/18271> САПР и Графика. - 2007 №10. - Режим доступа: <http://sapr.ru/article/18271>. - Александр Сидоров. Настоящее и будущее моделирования процессов обработки металлов давлением.
2. Бузлаев, Д.В. Применение системы DEFORM для моделирования технологических процессов обработки металлов давлением/Д.В. Бузлаев, В.А. Кропотов, А.А. Сахарчук, А.А. Харламов. – М.: ТЕСИС, 2001. - 13 с.
3. Романовский В.П. Справочник по холодной штамповке. - Л.: Машиностроение, 1979. – 520с.
4. Шляпугин А.Г., Цыкорин Д.А. Исследование процесса вытяжки в коническую матрицу с помощью программы DEFORM-2D // Известия Самарского научного центра Российской академии наук, Т. 15, № 6-1, 2013. - с. 262 – 266.
5. <http://technomag.bmstu.ru/doc/100816.html> Наука и образование: Элект. науч. изд. - 2008 №7. - Режим доступа: <http://technomag.bmstu.ru/doc/100816.html>. - Соловьев Б.М. Разработка технологического процесса вытяжки детали типа «стакан» с использованием программного комплекса RAM-STAMP.
6. <http://sapr.ru/article/7481> САПР и Графика. - 2003 №6. - Режим доступа: <http://sapr.ru/article/7481>. Андрей Харламов, Андрей Уваров. DEFORM - программный комплекс для моделирования процессов обработки металлов давлением.
7. Скрипаленко М.М., Сидоров А.А., Баженов В.Е., Скрипаленко М.Н., Иванов И.А. О возможности применения DEFORM для моделирования сквозных технологических процессов производства металлопродукции. В кн. Труды международного форума «Инженерные системы». - М.: Макс пресс, 2012. - с. 214-218.
8. Аксененко А. Ю., Коробова Н.В., Дмитриев А.М. Анализ различных методов разработки процесса изготовления корпусных деталей комбинированным выдавливанием. // Компьютерные исследования и моделирование, Т. 6, № 6, 2014. - с. 967-974.
9. Штанов Е.Н. Цветные металлы и сплавы: справочник. - Н. Новгород: Вента-2, 2001. - 277 с.
10. Цветкова Е.В. Моделирование операции вытяжки детали типа «стакан» с целью разработки штамповой оснастки лабораторного гидравлического прессы. В кн.: Гагаринские чтения – 2016: XLII Международная молодёжная научная

конференция: Сборник тезисов докладов: В 4 т.
- М.: Московский авиационный институт
(национальный исследовательский
университет), 2016. - Т.3, с.79-80.

Румянцев В.В., Цветкова Е.В. Компьютерное моделирование процесса вытяжки детали типа «стакан» из плоской заготовки. В статье обоснован выбор программного комплекса для компьютерного моделирования в трехмерной постановке процессов вытяжки детали типа «стакан» из плоской заготовки. Приведены допущения, принятые при моделировании, описана методика моделирования с учетом реальных механических свойств алюминия и свинца. Исследованы закономерности формоизменения заготовок, характер изменения толщины стенки стакана, определены усилия, действующие на пуансон и матрицу, исследованы компоненты напряженно-деформированного состояния заготовки, обоснован выбор конструкции рабочего инструмента - матрицы с конической рабочей частью.

Ключевые слова: Компьютерное моделирование, вытяжка, формоизменение, напряженно-деформированное состояние.

Rumyantsev V.V., Tsvetkova E.V. Computer simulation of process of an extract of a detail of the "body" type from flat workpiece. The choice of a program complex for computer simulation in three-dimensional statement of processes of an extract of a detail of the "body" type from flat workpiece is reasonable in the article. The assumptions adopted in the simulation are presented, the simulating technique is described with allowance for the real mechanical properties of aluminum and lead. Mechanism of forming of workpieces, the behavior of change of thickness of a edge of a body are investigated, the forces acting on a cupping punch and a matrix are defined, components of the stress-strain state of workpiece are investigated, the choice of a construction of the operating tool - a matrix with a conical working section - is reasonable.

Keywords: Computer simulation, extract, forming, stress-strain state.

Статья поступила в редакцию 12.2.2017
Рекомендована к публикации д-ром тех. наук В.Н. Павлышом

УДК 004.622

Анализ данных для компьютеризированной системы прогнозирования уровня преступности

А.В. Сложеницын, С.Ю. Землянская
ГОУВПО «Донецкий национальный технический университет»
SlogenitsinAV@gmail.com, zsaa@ya.ru

Сложеницын А.В., Землянская С.Ю. Анализ данных для компьютеризированной системы прогнозирования уровня преступности. Определен наиболее оптимальный регион для поиска и анализа данных, теоретически характеризующих преступность. Выделены направления поиска показателей. Найден, сгруппирован и приведен к относительному виду набор параметров, теоретически характеризующий уровень преступности. Произведен корреляционный и множественный регрессионный анализ для определения зависимости между показателями-факторами и уровнем преступности. На основе анализа выбраны данные для прогнозирования преступности.

Ключевые слова: криминогенная обстановка, уровень преступности, корреляционный анализ, регрессионный анализ значимость факторов.

Введение

Прогнозирование всегда являлось неотъемлемой частью человеческой жизни. Все поступки человек совершает в результате прогноза «если я что-то сделаю, то что-то получу». И всегда это только вероятность. Человек не может с полной уверенностью сказать, что, придя на встречу, он встретится с тем, с кем собирался, или что если он устроится на работу, то получит желаемый результат. Но без планирования и доверия к своим маленьким прогнозам, человечество никогда бы ничего не добилось.

В наши дни, учитывая бурное развитие науки, техники, производства и общества в целом, роль прогнозирования возросла еще больше. Человечество все больше нуждается в стабильности, которую дает прогнозирование. Все больше аспектов повседневной жизни могут быть улучшены с помощью современных средств прогнозирования, которые ответят, чего ждать в этой области завтра.

Сегодня одной из проблемных областей прогнозирования является криминогенное прогнозирование или прогнозирование уровня преступности. Развитие этого направления идет медленными темпами. В первую очередь, это обусловлено сложностью прогнозирующей модели и большим количеством факторов, исследуемых для прогнозирования. В хорошей прогнозирующей модели должны корректно учитываться многие факторы, от которых может зависеть преступное поведение любого жителя города. Поэтому создание такого рода прогностических систем – довольно тяжелый

процесс.

Но все же криминогенное прогнозирование имеет большой потенциал. На основании данного прогноза возможно повышение эффективности деятельности правоохранительных органов, рациональное использование ресурсов для предотвращения преступной деятельности, сосредоточение внимания на наиболее актуальных проблемах, связанных с преступностью.

Первым шагом для прогнозирования криминогенной обстановки является поиск и анализ входных данных. Важно не только найти достоверные и точные данные, но и привести их к одной размерности, а также провести анализ их реальной значимости для прогнозирования преступлений.

Регион для поиска данных

Криминологические исследования последних лет выявили устойчивые различия в показателях преступности (уровень, структура, динамика) в различных регионах России. В частности, в диссертации Абызова К.Р. [1], доказываемая зависимость различных показателей преступности от региона. На основе этого был сделан вывод о целесообразности анализа отдельного региона, где существуют свои специфические факторы, детерминирующие преступность.

Наибольший интерес представляет анализ показателей для Донецкой области. Но в силу того, что на данной территории в последние годы фактически ведутся активные военные действия, достоверных данных по этой

территории нет. Этот вывод сделан на основании суждений, что во время военного конфликта не ведется полномерный сбор данных, а небольшие собранные данные не отражают действительность и преобразовываются для мнимого улучшения показателей жизни населения. Также во время военного конфликта изменяются модель поведения человека и система его жизненных приоритетов, вследствие чего применение собранных данных для прогнозирования на бесконфликтной территории будет иметь существенную погрешность.

Учитывая вышесказанное, для проводимого в дипломной работе анализа был выбран ближайший к Донецкой области регион Российской Федерации – Ростовская область, входящая в состав Южного федерального округа. Для Донецкой и Ростовской областей, помимо территориальной близости, характерна общность факторов экономического, социального, демографического, исторического и культурного порядка.

Искомые данные брались из открытых источников. Основные ресурсы, использованные для этого, – это базы данных, таблицы статистических данных и публикуемые справочники Федеральной Службы Государственной Статистики [2], Судебного департамента при Верховном Суде Российской Федерации [3], НИИ при Федеральной службе исполнительных наказаний Российской Федерации [4], Генеральной Прокуратуры Российской Федерации [5], Аналитического центра Юрия Левады [6], Социологической службы Фонд «Общественное мнение» [7], а также данные переписи населения [8].

Направления поиска

В учебном пособии «Психология преступника и расследования преступлений» указано: «Для криминологии стало аксиомой утверждение, что причиной преступного поведения является сложное взаимодействие внешних, объективных условий и внутренних, субъективных факторов, то есть среды и личности. Тем самым среда и личность получают равную криминологическую оценку, а поведение предстает лишь как следствие этого взаимодействия» [9]. Поэтому было принято решение учитывать и изучать не только статистические данные о лицах, совершающих преступления, но и данные, характеризующие состояние социальных явлений и процессов, так или иначе влияющих на преступность.

Таким образом, поиск показателей проводился в двух направлениях: поиск социальных показателей, которые можно сравнить с показателем уровня преступности, а

также поиск характеристик осужденных преступников, которые возможно сопоставить с этими же характеристиками у населения.

В первом случае найденные показатели впоследствии анализировались на предмет их связи с уровнем преступности. Если данные изменяются соизмеримо с уровнем преступности, то такие данные считаются значимыми для преступности в регионе и будут использоваться при построении модели.

Во втором случае поиск осуществлялся с расчетом на возможность сопоставления конкретных данных о преступниках с этими же данными у всего населения. Анализ зависимостей в этом случае сводился к анализу пар показателей: для населения и для преступников. Это более значимый анализ, так как при составлении портрета преступника или прогнозировании преступной деятельности, зависимость конкретных характеристик преступников от характеристик общества наиболее показательна.

Для обоих направлений поиск производился по годам с 2010 по 2015 включительно. Данные по 2016 году еще не представлены в полном объеме и появятся только осенью. Такой временной диапазон был выбран как наиболее приближенный к сегодняшним показателям. Поиск данных по годам был необходим, чтобы проследить динамику изменения показателей и впоследствии произвести проверку значимости отдельных показателей.

Большая часть данных для анализа была взята для Ростовской области. Однако, некоторая часть анализируемых данных была доступна исключительно для Южного федерального округа или Российской Федерации в целом. В частности, данные о характеристиках преступников представлены для Южного федерального округа, а для Ростовской области этих данных значительно меньше. Это не противоречит условиям анализа данных, так как данные были приведены к виду процентного соотношения и сравнивались с территориально соответствующими показателями преступности.

Начальная работа с данными

Насколько бы ни был качественно произведен поиск, всегда будет часть данных, которые отсутствуют или представлены в некорректном формате. Для решения этой проблемы были применены методы работы с отсутствующими данными:

– При отсутствии данных по региону (например, Ростовской области) за один год из шести, и наличии этих данных по более общему региону (например, Южному федеральному

округу), выявлялась зависимость изменения показателя по более общему региону. После этого, найденная зависимость использовалась для определения недостающих данных, на основе имеющихся данных по региону (за предыдущие или последующие периоды).

– При отсутствии данных за один год из шести как по региону, так и по более общему региону, находилось и использовалось среднее значение между предшествующим и последующим годами.

– При отсутствии показателя, который можно было рассчитать на основании других показателей, не учитываемых в анализе, производился расчет.

Для корректного анализа данных, большинство данных были приведены к процентному виду (удельному весу) либо отношению показателя к определенному количеству человек. Часть данных невозможно было представить в процентах или в относительном виде, поэтому эти данные были приведены к определенной единице измерения.

Для приведения показателей к относительным величинам, производился расчет, представленный на примере расчета процента «женщин, совершивших преступление». В этом примере, нам известно количество лиц, совершивших преступление (X), и количество женщин, совершивших преступление (Y). Для расчета относительного количества женщин (W), среди лиц, совершивших преступление, применим формулу (1).

$$W = Y/X * 100 \quad (1)$$

Часть данных была рассчитана на основании не используемых в анализе данных. Например, процент людей, имеющих судимость. Идея данного расчета была взята из статьи газеты Коммерсант от 22.09.2008: «По данным судебного департамента при Верховном суде РФ, в 2007 году осуждены 931 тыс. человек. При этом, по статистике МВД, 29% всех преступников являются рецидивистами, следовательно, первую в жизни судимость получили 661 тыс. человек. По некоторым экспертным оценкам, средний возраст российского преступника – 28 лет. Средняя продолжительность жизни – 67 лет. Получается, что поколение преступников полностью обновляется раз в 39 лет. За это время 25,8 млн граждан впервые преступят закон. Это число при допущении, что уровень преступности и численность населения — постоянные величины, и является количеством судимых граждан. Таким образом, уголовное прошлое имеют 18,2% населения: почти каждый второй взрослый мужчина или почти каждый шестой россиянин,

включая младенцев» [10].

Согласно расчетам, приведенным в этом источнике, приблизительный процент ранее судимых людей можно рассчитать, зная количество осужденных в этом году, количество рецидивистов среди осужденных, средний возраст преступника, среднюю продолжительность жизни. Результаты расчетов можно занести в показатель «Число людей, имеющих судимость».

Описание данных

После поиска и обработки данных для анализа, получили два набора данных. В первом наборе представлены характеристики осужденных преступников, которые возможно сопоставить с этими же характеристиками у населения. Результаты поиска и анализа первого набора данных представлены в таблице 1.

Таблица 1 – Пример результатов поиска и попарного анализа характеристик обычных людей и осужденных

Показатель	2010	...	2015	Корреляция
Имеют полное общее образование	20,1	...	20,8	0,2838
Количество осужденных имеющие полное общее образование	25,1	...	25,2	
Средний доход населения	15114	...	27004	0,9925
Средний доход осужденных	10652	...	17288	
Число людей, имеющих судимость	19,67		19,66	-0,9725
Число ранее судимых, совершивших преступление	23,68		25,59	
...	...	...	...	...

Как уже отмечалось, очень важно, помимо личности преступника, исследовать и социальную среду, в которой эта личность живет, воспитывается и в которой проявляет свое преступное поведение. Следует учитывать демографические, экономические, социальные и культурно-образовательные условия жизни людей в конкретном регионе.

Для анализа были выбраны такие демографические показатели Ростовской области, как половой состав населения (на основании численности населения всего, а также отдельно мужчин и женщин рассчитан половой состав в процентном выражении), доля

населения разных возрастных категорий. Одним из показателей экономической ситуации в обществе является уровень безработицы. Чтобы оценить материальный уровень жизни населения, было принято решение рассмотреть доходы, приходящиеся на 1 человека в месяц и количество легковых автомобилей на 1000 населения. Так как в исследуемом периоде отмечались колебания цен, для более достоверного анализа среднедушевые доходы были проиндексированы с учетом индекса потребительских цен и приведены к уровню 2010 года. Условно индекс 2010 года принят за единицу, а каждый последующий год индексировался нарастающим итогом. Также отдельно была выделена доля людей с доходом ниже прожиточного минимума и доля семей, нуждающихся в жилье (поставлены на учет в качестве нуждающихся в жилых помещениях), так как неудовлетворительное материальное и жилищное положение может послужить предпосылкой противозаконных действий.

Как отмечают некоторые исследователи, на формирование личности преступника влияет так называемое социально-психологическое отчуждение, которое развивается чаще всего в результате эмоционального отвержения родителями детей [9]. В связи с этим для анализа были выбраны и такие показатели, характеризующие неблагополучную ситуацию внутри семьи, как количество разводов и численность детей, родители которых лишены родительских прав.

Можно предположить, что на уровень преступности, особенно среди молодежи, оказывает влияние получение образования, занятие спортом, участие в культурной жизни общества. То есть, чем больше у людей заполнен их досуг, тем менее криминогенная обстановка в обществе. Поэтому в данную работу включены данные о доле среди населения студентов, получающих среднее и высшее образование, а также объем предоставления услуг на 1 человека в сфере туризма, культуры и спорта (последний показатель также проиндексирован с учетом индекса потребительских цен).

Все вышеперечисленные данные были найдены в результате поиска социальных показателей, которые можно сравнить с показателем уровня преступности. Они представлены в таблице 2.

Таблица 2 – Пример результатов поиска и начального анализа социальных показателей

Показатель	2010	...	2015	Корреляция
число преступлений, на 100000 чел.	1386	...	1469	

доля трудоспособного населения	60,8	...	57,2	-0,2147
уровень безработицы	7,7	...	6,1	0,3709
количество людей, страдающих алкоголизмом (стоят на учете), на 1000 чел.	1367,1	...	1076,2	-0,234
...	...	...	...	...

Собранные данные являются неполным перечнем характеристик, имеющих влияние на преступность. В первую очередь, это вызвано тем, что многие данные отсутствуют в открытом доступе. В качестве примера можно привести форму «N 2 Статистическая карточка на лицо, совершившее преступление» [11], в которой приведено около 35 обязательных к заполнению характеристик преступника. Данная карточка является лишь одной из перечня заполняемых для осужденного документов в обязательном порядке.

Помимо обязательных документов, есть ряд документов, которые предлагается заполнить заключенным, для сбора статистической информации Федеральной Службой Государственной Статистики и иными службами. В таких карточках количество собираемой информации существенно больше. Однако все эти данные, на текущий момент, не являются открытыми.

Анализ данных

Анализ данных основан на корреляционном анализе или выявлении коэффициента корреляции, а также на множественной регрессии. Согласно определению, приведенному в учебном пособии для вузов «Корреляционный анализ»: «Корреляционная зависимость – стохастическая зависимость между случайными величинами, при которой наблюдается функциональная зависимость между значениями одной величины и средними значениями другой величины» [12].

Иначе говоря, определив коэффициент корреляции, можно сказать, имеют ли два показателя статистическую взаимосвязь. Важно заметить, что «наличие корреляционной зависимости между переменными не всегда означает наличие непосредственной связи этих величин друг с другом» [12, с.5]. То есть, даже при больших уровнях корреляции, параметры могут быть не связаны между собой.

Для определения взаимосвязи между несколькими переменными используется

множественная регрессия. Довольно точное, но, в то же время, простое для понимания определение множественной регрессии дается в психологической энциклопедии, авторства Р. Корсини: «Множественная регрессия – метод многомерного анализа, посредством которого зависимая переменная (или критерий) Y связывается с совокупностью независимых переменных (или предикторов) X посредством линейного уравнения [13]:

$$Y' = a + b_1X_1 + b_2X_2 + \dots + b_kX_k$$

Исходя из определения, можно сделать вывод, что с помощью множественной регрессии строится уравнение зависимости одной переменной от других. В этом случае, в отличие от корреляционного анализа, можно утверждать, что построенные зависимости обоснованы для множества переменных, а не для одной.

Для определения коэффициентов корреляции, была использована стандартная функция прикладного программного обеспечения Microsoft Excel – «КОРРЕЛ». Эта функция вычисляет коэффициент корреляции Пирсона для двух наборов данных.

Коэффициент корреляции всегда расположен в диапазоне $[-1;1]$. Если этот коэффициент равен 0, то анализируемые параметры не связаны. Если он равен 1 или -1, то параметры связаны, причем знак указывает на прямую или обратную связь. При вещественных значениях коэффициента говорят о силе корреляционной связи.

Согласно данным учебно-методического пособия «Корреляционный анализ». Использование MS Excel для расчета коэффициента корреляции» [14], сила корреляционной связи разделена на три уровня:

- сильная: $\pm 0,7$ до ± 1 ,
- средняя: $\pm 0,3$ до $\pm 0,699$,
- слабая: 0 до $\pm 0,299$.

Для текущего исследования допустимым уровнем корреляции будем считать силу коэффициента корреляции больше $\pm 0,3$, что соответствует среднему и сильному уровню связи. Если два набора данных коррелированы с силой более указанной, то данные параметры будем считать значимыми и используем их в последующих расчетах.

В результате проведенного анализа можно сказать, что большинство показателей первого набора данных являются значимыми для преступности и будут использованы при построении модели. Некоррелированными и, соответственно, не значимыми, оказались 4 пары значений из 22.

Показатели второго набора данных менее зависимы друг от друга. Среди них лишь 8 наборов из 19 оказались коррелированными с

показателем преступности и будут использованы при последующем анализе. Остальные данные, согласно результатам корреляционного анализа, недостаточно связаны с уровнем преступности в обществе.

Для данных из второго набора данных недостаточно корреляционного анализа, ведь все данные сравниваются не попарно, а с одним параметром. Следовательно, часть данных может перекрываться другими данными или зависимость двух показателей может быть обоснована третьим показателем. Для более корректного вывода, для второго набора данных рассчитывается множественная регрессия.

Для анализа данных с помощью множественной регрессии, использовался пакет прикладных программных средств STATISTIKA, фирмы StatSoft.

В общем случае для регрессионного анализа необходимо, чтобы количество наблюдений было больше количества независимых переменных. В другом случае невозможно обработать корреляционную матрицу. При анализе второго набора данных, количество наблюдений равно шести, а количество независимых переменных, оставшихся после корреляционного анализа, равно восьми. Поэтому, стандартный множественный регрессионный анализ невозможен.

Согласно справочным данным для программы STATISTIKA: «В случае, когда количество переменных больше количества наблюдений, единственным способом построения регрессионной модели является пошаговая регрессия с включением» [15].

Для описания пошаговой регрессии приведем определение, представленное в книге Себер Дж. «Линейный регрессионный анализ»: «Метод пошаговой регрессии состоит в том, что на каждом шаге производится либо включение в модель, либо исключение из модели какого-то одного регрессора» [16].

Таким образом, при пошаговой регрессии с включением для построения регрессионной матрицы используют не все переменные (регрессоры), а лишь часть. При этом значимые данные остаются, а незначимые удаляются, оставляя возможность анализа и сравнения новых включаемых переменных.

Анализ проводился по уже коррелированной таблице показателей. Результаты выполнения пошаговой регрессии с включением для независимых переменных приведены в таблице:

Таблица 3 – Результаты регрессионного анализа

N=6	Beta	B	t
Свободный член		385,39	3,3277
Переменная 8	0,29911	36,65	3,2305
Переменная 10	0,47690	43,32	2,7516
Переменная 15	-0,87452	-25,90	-2,4867
Переменная 17	0,57930	742,50	3,6301
Переменная 20	0,48205	0,43	-2,56

Значения коэффициента детерминации $R=0,96279207$, что является хорошим результатом.

Для определения значимости регрессии, используется F-коэффициент, который сравнивается с коэффициентом Фишера. Анализ показал, что он равен $F = 6,468997$. Коэффициент Фишера при уровне значимости $\alpha=0,05$ и $k_1=8$ и $k_2=92$ степеней свободы, равен 2,04. Так как $F=6,468997 > 2,04$, то можно сделать вывод, что построенная регрессия значимая.

По результатам проведенного регрессионного анализа, можно скорректировать набор значимых переменных. При регрессионном анализе коррелированных данных, можно выделить параметры 8, 10, 15, 17, 20, как значимые. Данный вывод сделан на основании сравнения коэффициентов beta с уровнем 0,1. При $\beta > 0,1$, данные считаются значимыми.

Для проверки результатов необходимо сравнить полученные результаты каждой переменной со значением коэффициента Стьюдента. Значение t-критерия (критерия Стьюдента) при заданном уровне значимости $\alpha=0,05$ и $k=92$ степенях свободы, равно 2,0003.

Сравнивая по абсолютной величине полученные значения t-критерия для независимых переменных с критерием Стьюдента, приходим к выводу о корректности полученных результатов.

В результате расчетов набор значимых показателей, выявленных при анализе второго набора данных, равен пяти. Эти социальные показатели будут использованы в прогнозирующей модели.

Заключение

Поиск и анализ данных для построения прогнозов является обязательным условием для обеспечения их достоверности. Для корректного построения прогноза уровня преступности, необходимы правильные входные данные.

Для обеспечения большей достоверности данные были отобраны из наиболее оптимального региона. Поиск данных велся в направлении сравнения количества преступников и количества обычных граждан, а также в направлении сравнения социальных

показателей с уровнем преступности.

Найденные данные были приведены к единой размерности или относительному виду. После этого, данные были проанализированы с помощью инструментов статистического анализа, таких как расчет коэффициентов корреляции и построение множественной регрессии.

Был сделан вывод о включении определенных показателей в последующую модель для прогнозирования криминогенной обстановки. Из результатов первого анализа включены такие параметры: количество безработных, несовершеннолетних из общего количества людей, людей трудоспособного возраста, людей старше трудоспособного возраста, не имеющих начального образования, имеющих начальное общее образование, имеющих основное общее образование, имеющих среднее профессиональное образование, имеющих высшее образование, количество людей состоящих в браке, количество людей, потерявших супруга/супругу, средний доход населения, число людей, имеющих судимость, количество людей, относящих себя к православию, количество атеистов, процент людей, стоящих на учете с диагнозом алкоголизм.

По результатам второго анализа из девятнадцати параметров, были включены только пять: уровень безработицы; удельный вес численности населения с доходом ниже прожиточного минимума; численность детей (0-17), родители которых лишены родительских прав; количество студентов (среднее специальное образование); проиндексированный объем предоставления услуг на 1 человека (туризм, культура, физ.культура и спорт).

Литература

1. Проблемы криминологического прогнозирования и предупреждения региональной преступности: По материалам Сибирского федерального округа, диссертационная работа по ВАК 12.00.08, кандидат юридических наук Абызов К.Р.
2. Федеральная Служба Государственной Статистики, Интерактивная витрина, на сайте представлены срезы из базы данных госстатистики [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <http://cbsd.gks.ru/>
3. Судебный департамент при Верховном Суде Российской Федерации, Данные судебной статистики [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <http://www.cdep.ru/index.php?id=79&item=3212>
4. Характеристика осужденных [Текст] – аналитический материал / А. Н. Антипов [и

др.]; под общ. ред. начальника ФКУ НИИ ФСИН России, профессора А. В. Быкова; ФКУ НИИ ФСИН России. – Тверь – 47 с.

5. Генеральная Прокуратура Российской Федерации, Портал правовой статистики, Социальный портрет преступника по регионам России [Электронный ресурс]. – Режим доступа: http://crimestat.ru/social_portrait

6. Аналитический центр Юрия Левады, ежегодник «Общественное мнение» 2016. Общественное мнение – 2016. М.: Левада-Центр, 2017 – 272 с.

7. Сайт независимой социологической службы Фонд «Общественное мнение», результаты опроса «Ценности: религиозность» [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <http://fom.ru/obshchestvo/10953>

8. Федеральная Служба Государственной Статистики, территориальный орган, Приложение 2 к докладу "Об итогах Всероссийской переписи населения 2010 года", Москва, 2011.

9. Антонян Ю.М., Еникеев М.И., Эминов В.Е. Психология преступника и расследования преступлений, М., 1996.

10. Александр Куколевский, 18,2% россиян имеют судимость / Газета коммерсант, 22.09.2008, с 3-4.

11. Форма N 2 Статистическая карточка на лицо, совершившее преступление [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <http://www.zakonprost.ru/content/base/part/467065>

12. Харченко М.А., Корреляционный анализ, Учебное пособие для вузов, Воронеж: ВГУ, 2008, 31 с.

13. Психологическая энциклопедия. 2-е изд. / Под ред. Р. Корсини, А. Ауэрбаха. — СПб.: Питер, 2006. – 1096 с

14. Корреляционный анализ. Использование MS Excel для расчета коэффициента корреляции, Учебно-методическое пособие для студентов, ГБОУ ВПО «КГМУ», Казань 2011.

15. Документация на сайте компании StatSoft, Описание множественной регрессии [Электронный ресурс]. – Режим доступа: http://statsoft.ru/products/STATISTICA_Base/multiple-regression.php

16. Себер Дж. Линейный регрессионный анализ. М.: Мир, 1980. — 456 с.

Сложеницын А.В., Землянская С.Ю. Анализ данных для компьютеризированной системы прогнозирования уровня преступности. Определен наиболее оптимальный регион для поиска и анализа данных, теоретически характеризующих преступность. Выделены направления поиска показателей. Найден, сгруппирован и приведен к относительному виду набор параметров, теоретически характеризующий уровень преступности. Произведен корреляционный и множественный регрессионный анализ для определения зависимости между показателями-факторами и уровнем преступности. На основе анализа выбраны данные для прогнозирования преступности.

Ключевые слова: криминогенная обстановка, уровень преступности, корреляционный анализ, регрессионный анализ, значимость факторов.

Slozhenitsyn A.V., Zemlyansky S.Y. Data analysis for computerized forecasting of the crime level. The most optimal region for searching and analysis of the data theoretically characterizing the crime is determined,. Directions of crime indicators searching are selected. The set of parameters is defined, grouped and reduced to relative units of measurement. The defined parameters set theoretically characterizes the level of crime. Correlation and multiple regression analysis is performed for the definition of the relationships between factors and the crime level. The significance of the factors is determined. The data for crime prediction based on the analysis are selected.

Key words: crime, crime rate, correlation analysis, regression analysis, the significance of the factors.

Статья поступила в редакцию 20.5.2017
Рекомендована к публикации д-ром физ.-мат. наук А.С. Миненко

УДК 622.734.001.57

Математическое моделирование поля скоростей частиц сыпучего материала при перемешивании в ограниченном пространстве

И.В. Тарабаева

Донецкий национальный технический университет
inkatar1@yandex.ru

Тарабаева И.В. Математическое моделирование поля скоростей частиц сыпучего материала при перемешивании в ограниченном пространстве. Представлены результаты исследований процесса распределения скоростей частиц сыпучего материала при его перемешивании в ёмкости ограниченного размера методом математического моделирования. В основу математической модели положены уравнения в частных производных, отражающие физику процесса. Задача решается методом конечных разностей с модификацией, предложенной М.В. Келдышем.

Ключевые слова: процесс, скорость, уравнение, исследование, метод.

Введение

В ряде отраслей промышленности (в частности, в процессе обогащения углей, производства ряда химических материалов и др.) важной стадией является обеспечение равномерной структуры конечного продукта, получаемого в виде сыпучей массы, что достигается способом принудительного перемешивания внутри оборудования с ограниченными размерами. Проблема модернизации технологии производства требует исследований параметров процесса, в том числе распределения поля скоростей частиц при перемешивании. В этой связи тема работы является актуальной.

Цель работы

Исследование распределения скоростей частиц в процессе перемешивания и обоснование геометрических и динамических параметров для модернизации аппаратуры и технологии производства.

Основное содержание работы

Для достижения поставленной цели проведены теоретические исследования процесса методом математического моделирования с использованием детерминированных моделей [1, 2].

При переходе от безразмерных величин к реальным значениям параметров в качестве начальных и краевых условий были приняты технические характеристики оборудования,

находящегося в эксплуатации на предприятиях углеобогащения.

Разработка математической модели распределения скорости.

Процесс перемешивания происходит внутри аппарата, днище которого снабжено газораспределительной решёткой, через её отверстия подаётся перемешивающий агент.

На рисунке 1 представлена схема аппарата в продольном разрезе.

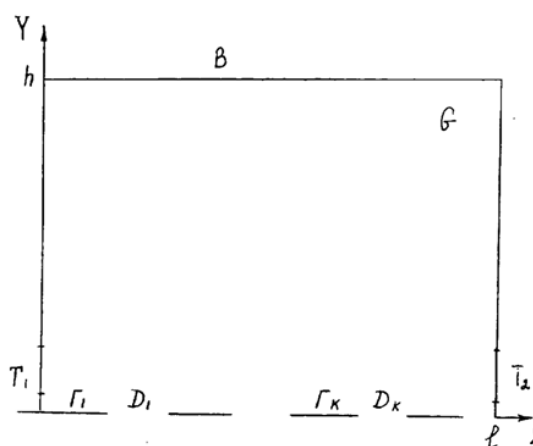


Рисунок 1 – Схема аппарата в продольном разрезе

Обозначим область аппарата и его нижнюю часть границы через Γ_K (решетка) и D_K (отверстия в решетке). Будем считать, что вещество, подлежащее перемешиванию,

поступает через боковое отверстие Т1, а перемешанное выходит из аппарата через Т2. Оставшуюся часть границы G обозначим через В. Пусть далее $u(x, y)$ – продольная, а $v(x, y)$ – поперечная скорость вещества в камере. Эти компоненты скорости определяем как решение следующей краевой задачи:

$$\begin{cases} u \cdot \frac{\partial u}{\partial x} + v \cdot \frac{\partial u}{\partial y} = -\frac{dP}{dx} + \frac{\partial^2 u}{\partial y^2}, & (x, y) \in G \\ \frac{\partial u}{\partial x} + \frac{\partial v}{\partial y} = 0 \end{cases} \quad (1)$$

при соответствующих граничных условиях

$$u=0, \quad v=v_0, \quad (x, y) \in T_2. \quad (2)$$

$$u=u_0, \quad v=v_0, \quad (x, y) \in T_1; \quad (3)$$

$$u=1, \quad v=0, \quad (x, y) \in D_K; \quad (4)$$

$$u=0, \quad v=0, \quad (x, y) \in B \cup \Gamma_K; \quad (5)$$

Перейдём теперь к численному решению задачи (1) – (5).

Рассматриваем уравнение Навье - Стокса (1) в безразмерном виде.

При применении разностного метода производные, входящие в дифференциальные уравнения, заменяются конечно-разностными отношениями. Область интегрирования покрывается сеткой из 2-х семейств прямых, параллельных оси ОХ и оси ОУ.

Пусть $x = x_i$ есть сечение пограничного слоя, в котором профиль скорости задан. Для дальнейших вычислений существенно, чтобы $\Delta x = const$, $\Delta y = const$. Каждый узел сетки отличается индексом (m, n) . Зависимая переменная – продольная скорость – предполагается известной на прямых $x = x_m$, $x = x_{m-1}$. Использование схемы центральных конечных разностей приводит в направлении Х к погрешности обрыва процесса порядка $(\Delta x)^2$, а в направлении У к погрешности $(\Delta y)^2$, т.е. получается уравновешенная система. Поэтому применим для нашего расчета такую схему.

Для частных производных продольной скорости u получим следующие выражения через конечно-разностные отношения:

$$\frac{\partial u}{\partial x} = \frac{3u_{m+1,n} - 4u_{m,n} + u_{m-1,n}}{2\Delta x} + \frac{1}{3}\Delta x^2 u_{xxx} + \dots \quad (6)$$

$$\frac{\partial u}{\partial y} = \frac{u_{m+1,n+1} + u_{m+1,n-1}}{2\Delta y} + \frac{1}{6}\Delta y^2 u_{yyy} + \dots \quad (7)$$

$$\frac{\partial^2 u}{\partial y^2} = \frac{u_{m+1,n+1} - 2u_{m+1,n} + u_{m+1,n-1}}{2\Delta x} + \frac{1}{12}\Delta y^2 u_{yyy} + \dots \quad (8)$$

Для линеаризации разностных уравнений используем соотношение:

$$u_{m+1,n} = 2u_{m,n} - u_{m-1,n} + \Delta x^2 u_{xx} + \dots \quad (9)$$

В линеаризованной форме выражения вида $u(\partial u / \partial x)$ заменяем следующим:

$$(2u_{m,n} - u_{m-1,n}) \left(\frac{3u_{m+1,n} - 4u_{m,n} + u_{m-1,n}}{2\Delta x} \right).$$

После подстановки этих разностных выражений в уравнения пограничного слоя мы получим разностное уравнение:

$$A_n \cdot u_{m+1,n-1} + B_n \cdot u_{m+1,n} + C_n \cdot u_{m+1,n+1} = F_n \quad (10)$$

причем

$$A_n = -\frac{\Delta x}{2\Delta y} (2V_{m,n} - V_{m-1,n}) - \frac{\Delta x}{(\Delta y)^2}; \quad (11)$$

$$B_n = \frac{3}{2} (2u_{m,n} - u_{m-1,n}) + \frac{2\Delta x}{(\Delta y)^2}; \quad (12)$$

$$C_n = \frac{\Delta x}{2\Delta y} (2V_{m,n} - V_{m-1,n}) - \frac{\Delta x}{(\Delta y)^2}; \quad (13)$$

$$F_n = \frac{1}{2} (2u_{m,n} - u_{m-1,n}) \cdot (4u_{m,n} - u_{m-1,n}) - \Delta x \left(\frac{dP}{dx} \right)_{m+1,n}. \quad (14)$$

$N-1$ уравнений (12), из которых каждое содержит три неизвестных $u_{m+1,n-1}; u_{m+1,n}; u_{m+1,n+1}$, $n = \overline{2, N}$, связаны одно с другим и могут быть решены как система совместных алгебраических уравнений, т.к. общее число неизвестных равно числу уравнений.

Матрица, соответствующая неизвестным $u_{m+1,n}$, такова, что допускает использовать прямой путь решения, не требующий составления обратной матрицы. Это приводит к значительному сокращению времени вычислительной работы.

Уравнение (10) представляет собой рекуррентное соотношение, которое может быть решено простым способом, особенно пригодным для использования на ЭВМ. Для этого перепишем уравнение (10) еще раз, причем опустим индекс m . Получим:

$$A_n u_{n-1} + B_n u_n + C_n u_{n+1} = F_n, \quad 2 \leq n \leq N-1, \quad (15)$$

граничными условиями будут

$$u_1 = 0, \quad u_n = u, \quad (16)$$

где u_n есть значение на внешней границе пограничного слоя. Далее примем, что имеет место соотношение:

$$u_n = E_n \cdot u_{n+1} + D_n. \quad (17)$$

Если мы используем граничное условие $u_1 = 0$ и потребуем, чтобы соотношение (17) соблюдалось независимо от шага Δy , то найдем, что

$$E_1 = 0, \quad D_1 = 0. \quad (18)$$

Далее из соотношения (18) следует, что

$$u_{n-1} = E_{n-1} \cdot u_n + D_{n-1}. \quad (19)$$

Внеся это выражение u_{n-1} в уравнение (15) и решив его относительно u_n , получим:

$$u_n = \frac{C_n}{B_n + A_n \cdot E_{n-1}} u_{n+1} + \frac{F_n - A_n \cdot D_{n-1}}{B_n + A_n \cdot E_{n-1}}. \quad (20)$$

Сравнив (18) и (19), мы найдем

$$E_n = -\frac{C_n}{B_n + A_n \cdot E_{n-1}}, \quad D_n = \frac{F_n - A_n \cdot D_{n-1}}{B_n + A_n \cdot E_{n-1}}. \quad (21)$$

Имея соотношения (21) и значения (18), мы можем последовательно вычислить E_n , D_n для возрастающих n .

Далее, т.к. значение u_n при $n = N$ известно из второго равенства (16), то мы можем последовательно определить из соотношения (19) все u_n для убывающих n . На этом определение продольной скорости u заканчивается. После того, как значения u_i вычислены для всех i , можно определить из уравнения неразрывности значения v_j , поступая для этого в точности так же, как и при вычислении значения u_n .

Выполнив квадратуру уравнения неразрывности при помощи правила трапеций, мы можем получить:

$$v_{m+1,n} = v_{m+1,n-1} - \frac{\Delta y}{2r^j} \left[\frac{\partial}{\partial x} (r^S u)_{m+1,n} + \frac{\partial}{\partial x} (r^S u)_{m+1,n-1} \right] - \frac{\Delta y^3}{12} \cdot \frac{1}{r^j} (r^j u(x, \eta))_{xyy}, \quad (20)$$

где η есть некоторое значение между $(n-1)\Delta y$ и $n\Delta y$. Мы видим, что принятая схема центральных разностей при каждом шаге на расстоянии Δy дает погрешность порядка $(\Delta x^2 \Delta y)$ и $(\Delta y)^3$. Решение начинается от стенки, на которой $v = 0$. Т.к. r и u при каждом шаге поперек пограничного слоя известны, то сначала мы можем определить v на расстоянии одного шага от стенки, затем на расстоянии двух шагов и т.д., пока не будет достигнута внешняя граница пограничного слоя.

Внешняя граница пограничного слоя считается достигнутой, когда после нескольких последовательных шагов Δy скорость u остается постоянной внутри некоторого наперед заданного предела точности. Этот контроль относительно внешней границы следует выполнять при каждом шаге Δx .

Изложенный метод конечных разностей сводит задачу расчета пограничного слоя, т.е. задачу интегрирования уравнений в частных производных, к более простой задаче, а именно к решению системы линейных алгебраических уравнений. Т.к. рассматриваемый численный метод всегда устойчив, то величина шага определяется только погрешностью обрыва процесса. Поэтому ее можно выбрать довольно большой, что позволяет сильно сократить время расчета. На рисунках 2 – 7 приведены графики зависимостей продольной и поперечной скоростей.

Результаты исследований показывают, что математическая модель обеспечивает адекватное представление процесса распределения скорости частиц материала в рабочей области аппарата. На рисунке. 2 показано, что основное влияние внешнее воздействие оказывает в придонной области ($y = 0$), локальные максимумы продольной составляющей скорости соответствуют координатам отверстий в газораспределительной решетке, по мере удаления от дна степень влияния снижается.

При совместном рассмотрении результатов моделирования продольной и поперечной скоростей (рисунки 2 и 3) можно построить полную картину процесса в виде трех- или четырехмерной матрицы (таблицы). На рисунках 4 – 7 приводятся примеры моделирования для разных вариантов модели.

Скорость подачи перемешивающего агента является во многом определяющим параметром для создания «текущего» слоя, исследование распределения продольной и поперечной составляющих в сечении камеры имеет важнейшее значение при изучении процесса формирования «ползущей» поверхности в рабочем объеме аппарата. Варьируя начальные

и граничные условия и рассматривая результаты моделирования распределения скорости совместно с распределением температуры для тех же условий, исследователь получает возможность подбора параметров, наиболее приближенных к оптимальным для заданных технических характеристик исследуемого или проектируемого оборудования.

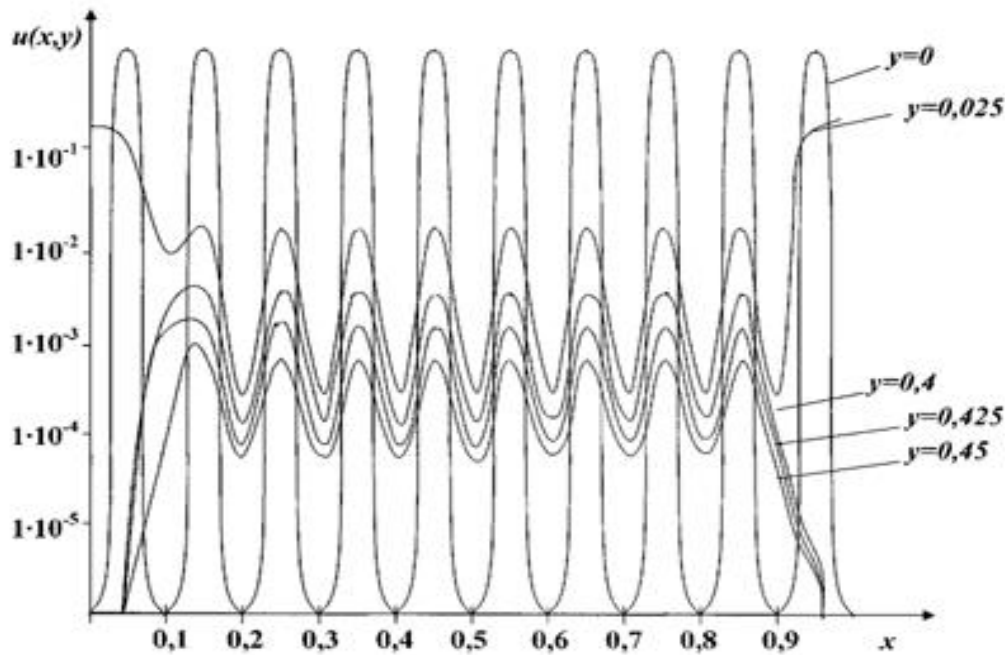


Рисунок 2 – График зависимости продольной скорости u от x при фиксированном значении y ($\omega_1=0,25$, $\omega_2=0,2$)

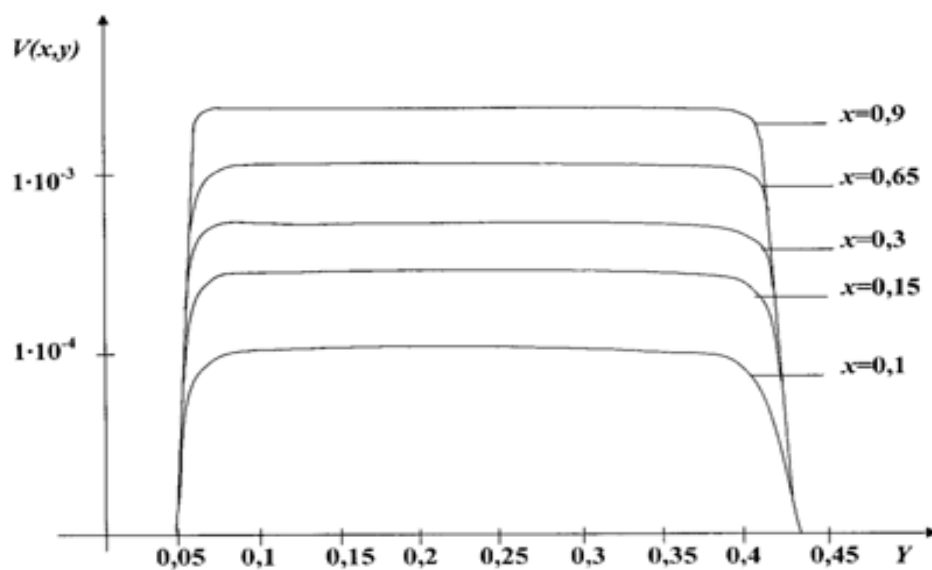


Рисунок 3 – График зависимости скорости v от y при фиксированном значении x ($\omega_1=0,25$, $\omega_2=0,2$)

Естественно, что такие исследования требуют многократной «прокрутки» моделей на ЭВМ, при этом необходимо иметь показатели, по которым можно оценивать результаты в

автоматическом режиме. Подобные задачи решаются средствами математического обеспечения системы автоматизированного проектирования (САПр).

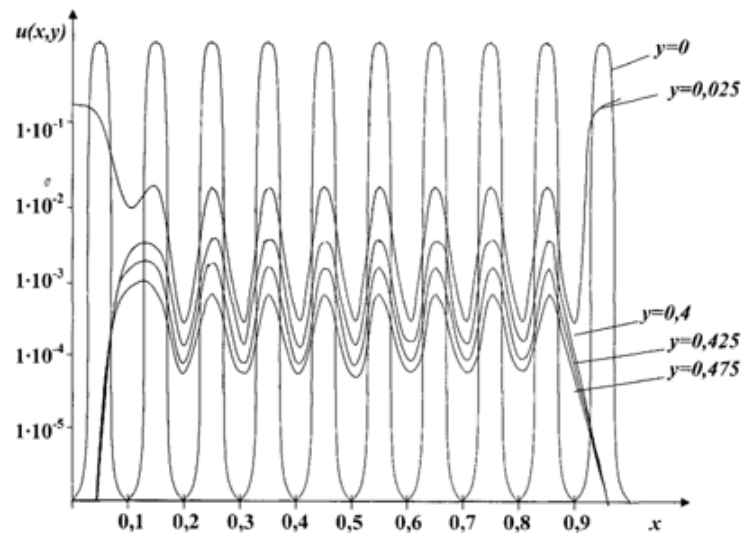


Рисунок 4 – График зависимости продольной скорости и от x при фиксированном значении y ($\omega_1=0,5$, $\omega_2=0,1$)

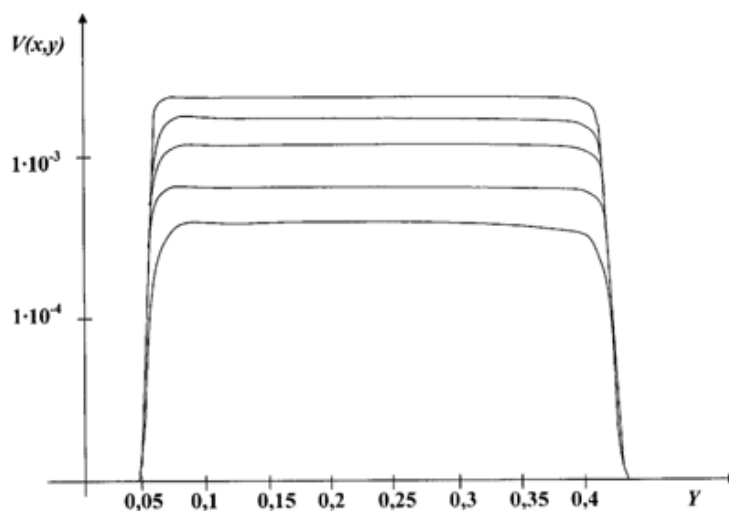


Рисунок 5 – График зависимости скорости v от y при фиксированном значении x ($\omega_1=0,5$, $\omega_2=0,1$)

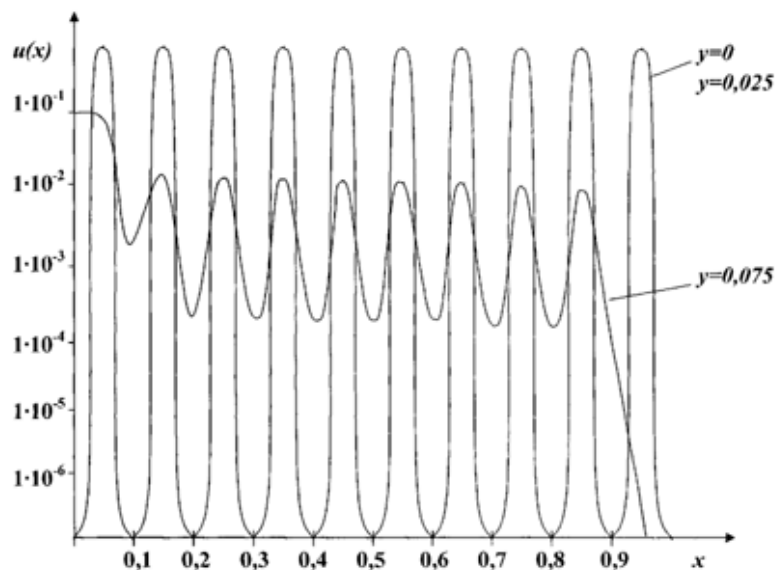


Рисунок 6 – График зависимости продольной скорости и от x при фиксированном значении y ($\omega_1=0.1$, $\omega_2=0.05$)

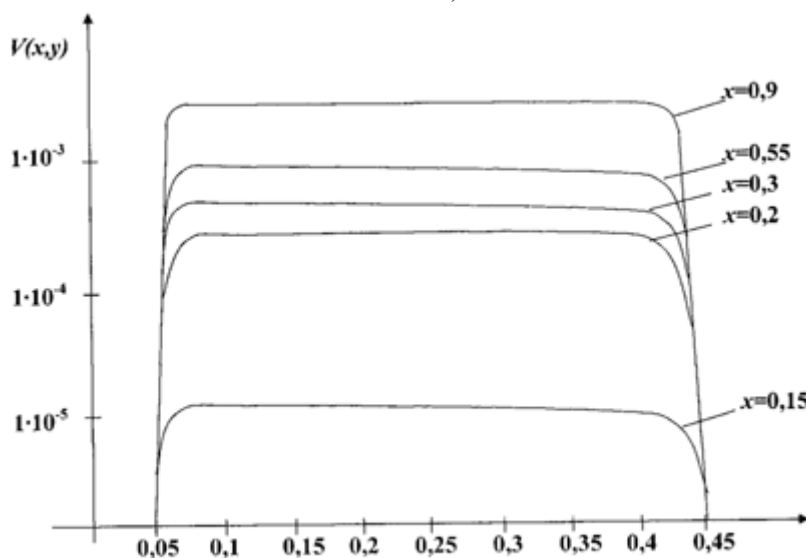


Рисунок 7 – График зависимости скорости v от y при фиксированном значении x ($\omega_1=0.1$, $\omega_2=0.05$)

Выводы

Предложенные математические модели с достаточной степенью достоверности отражают характер протекания процесса.

Применение детерминированной модели распределения скорости частиц материала в аппарате дает возможность исследовать процесс и обосновывать рациональные значения таких параметров технологии, как скорость перемешивающего агента (входящих газов), плотность газораспределительной решетки, геометрические размеры оборудования.

Кроме того, результаты расчета значений скорости в точках рабочего объема являются коэффициентами модели распределения концентрации материала в камере.

Литература

1. Павлыш В.Н., Тарабаева И.В. Математическое моделирование динамических характеристик процесса сушки обогащенных углей / «Вестник Криворожского технического университета»: Сборник научных трудов, вып. 14.– Кривой Рог, 2006.– с. 170 – 174..
2. Павлыш В.Н., Тарабаева И.В.

Математическое моделирование процесса обезвоживания увлажненной горной массы / Физико-технические проблемы горного производства: Сборник научных трудов, выпуск

12: «Кинетика и термодинамика физических процессов в горном массиве».– Донецк, 2009.– с. 103 – 107.

Тарабаева И.В. Математическое моделирование поля скоростей частиц сыпучего материала при перемешивании в ограниченном пространстве. Представлены результаты исследований процесса распределения скоростей частиц сыпучего материала при его перемешивании в ёмкости ограниченного размера методом математического моделирования. В основу математической модели положены уравнения в частных производных, отражающие физику процесса. Задача решается методом конечных разностей с модификацией, предложенной М.В. Келдышем.

Ключевые слова: процесс, скорость, уравнение, исследование, метод.

Tarabayeva I.V. The mathematical modeling of speed distribution of quick-sand material particles during mixing in limited area. The results of investigations of speed distribution process of quick-sand material particles during its mixing in limited size equipment by mathematical modeling method are considered. The base of mathematical model consists of particular differences equations, which attracts the physics of process. The problem is solved by ending differences method with M.V. Keldysh modification.

Key words: process, speed, equation, investigation, method.

Статья поступила в редакцию 12.2.2017
Рекомендована к публикации д-ром тех. наук В.Н. Павлышом

УДК 004.853

Нейросетевые модели многоагентной системы прогнозирования остаточных знаний студентов

О.И. Федяев

Донецкий национальный технический университет
fedyaev@donntu.org

Федяев О.И. Нейросетевые модели многоагентной системы прогнозирования остаточных знаний студентов. Научная работа посвящена разработке нейросетевой модели процесса обучения студентов для агентной системы моделирования рынка труда. Эта модель имитирует процесс передачи профессиональных навыков и знаний в зависимости от личностных характеристик студентов. Система моделирования на основе искусственных агентов позволит анализировать процесс подготовки молодых специалистов и прогнозировать возможность их дальнейшего трудоустройства.

Ключевые слова: модель обучения, профессиональные знания, ментальность, студент, нейронная сеть

Введение

В качестве объекта исследования рассматривается университетская система подготовки профессиональных специалистов [1,2]. Эта система, состоящая из студентов, преподавателей и среды обучения, характеризуется большой инерционностью. С позиции теории управления в таких системах период времени от внесения возмущения (инновационные изменения в обучении) до получения отклика (выходных параметров, характеризующих показатели качества подготовки) измеряется 4-6 годами обучения студентов в вузе. Поэтому применить методы как натурного, так и физического моделирования для исследования эффективности используемых на выпускающей кафедре учебно-педагогических средств не представляется возможным. Более того, если учесть, что образовательный процесс невозможно описать математически точно из-за неоднородности, многопараметричности, интеллектуальности и сложности взаимодействия элементов структуры, то остаётся единственный способ, который можно применить для исследования такого объекта – имитационное моделирование [2,3]. Для построения модели объекта целесообразно применить нейросетевую методологию как универсальное средство аппроксимации функции, зависящей как от числовых, так и от качественных данных [2,4].

Целью данной работы является разработка нейросетевой модели, способной функционально описать зависимость получаемых студентом

профессиональных знаний и умений от факторов, влияющих на полноту этих знаний. Для достижения этой цели необходимо решить следующие задачи:

- рассмотреть процесс обучения студентов университета как систему с распределённым интеллектом;
- определить внешние и внутренние факторы, влияющие на качество усваивания знаний и навыков;
- разработать методику определения ментальных и психофизиологических особенностей преподавателей и студентов;
- разработать структуру нейросетевой модели и алгоритм её обучения;
- исследовать трудоёмкость настройки модели и адекватность её процессу обучения.

Система профессионального обучения как объект моделирования

Высшее учебное заведение, как центр подготовки квалифицированных специалистов, представляет собой распределённую систему, субъектами которой являются преподаватели и студенты, взаимодействующие в предоставленной ВУЗом учебной среде, оснащённой соответствующим оборудованием [1,5,6]. Качество подготовки в основном зависит от следующих факторов:

- профессионализма преподавателей;
- подготовленности абитуриентов и системы их отбора;
- среды обучения (материально-технической базы ВУЗа);

- стандартов образования (учебные планы и т. п.);
- системы повышения квалификации преподавателей;
- организационной структуры управления образованием и трудоустройством.

Система подготовки специалистов основывается на взаимодействии министерства образования, университетов и студентов (рис. 1).

Агентно-ориентированный анализ процесса подготовки молодых специалистов показал, что его субъекты взаимосвязаны, образуют распределённую, неоднородную и интеллектуальную систему. Поэтому разработка имитационной модели такой системы, которая будет использована для анализа и прогнозирования образовательных процессов, может быть успешно выполнена на основе методов агентно-ориентированного моделирования [4,7,8].



Рисунок 1 - Схема подготовки специалистов в ВУЗе для предприятий: (→) – передача знаний и умений; (⇔) – нормативные документы; (—→) – заказ на подготовку специалистов; (.....→) – подготовленные специалисты

Основной функцией процесса обучения студентов как системы является передача профессиональных знаний и выработка умений у будущих специалистов решать определённые производственные задачи. Данная функция реализуется определённой совокупностью образовательных процессов: лекционные и практические занятия, производственная практика.

С позиции системного анализа [6] процесс профессиональной подготовки специалистов реализуется сложной распределённой системой, которая состоит из автономных, взаимосвязанных, целенаправленно функционирующих элементов и находится во взаимодействии с внешней средой. Системный анализ предполагает рассмотрение

функционирования системы во времени и пространстве с целью выделения основных характеристик и параметров как самой системы, так и составляющих её процессов.

Постановка задачи прогноза подготовки студентов

В системе подготовки и трудоустройства молодых специалистов можно выделить следующие элементы: молодые специалисты, учебное заведение, министерство образования и фирмы (предприятия). Перечисленные элементы системы неоднородны по своей структуре, территориально распределены и обладают сложной функциональностью. Все вместе они образуют распределённую систему, в рамках которой можно решить следующие задачи:

- организация эффективного учебного процесса подготовки кадров по профессиям в соответствии с учебными планами (ВУЗ);
- определение качественных стандартов и учебных планов подготовки кадров (министерство науки и образования, учебное заведение);
- подбор необходимых кадров для решения производственных задач (фирмы);
- поиск специалистами работы на фирме (предприятии), соответствующей полученной квалификации и удовлетворяющей социальным запросам претендентов на работу.

Перечисленные задачи являются трудно формализуемыми и поэтому не могут быть решены традиционными математическими методами [9,10]. Кроме того, участники рассматриваемого процесса территориально удалены друг от друга, неоднородны по структуре и их деятельность интеллектуальна по своей природе [11]. Эти особенности обуславливают целесообразность применения теории интеллектуальных агентов к разработке имитационной модели для анализа процесса подготовки кадров (см. рис. 2).

На макроуровне расположены искусственные агенты, моделирующие в рамках ограниченной рациональности функции министерства образования, учебного заведения и предприятий (фирм). Микроуровень содержит сообщества агентов, реализующих диалог студентов с работодателями и учебным заведением.

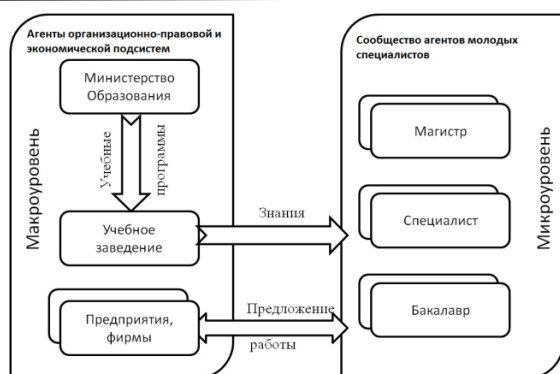


Рисунок 2 - Общая структура агентно-ориентированной модели процесса подготовки молодых специалистов

Задача 1. Настройка модели по данным наблюдений. Это обратная задача, связанная с нахождением параметров модели, т. е. с построением функции f по наблюдаемым данным M_c , M_n , C и P_c :

$$P_c = f(M_c, M_n, C), \quad (1)$$

где M_c – ментальность студента; M_n – ментальность преподавателя; C – среда обучения; P_c – профессионализм студента по одной изучаемой дисциплине.

Ментальность студента (M_c) определяется элементами, которые характеризуют его воспитательный аспект и приобретённый жизненный опыт:

$$M_c = (m, i, p, s, \dots), \quad (2)$$

где m – ментальность; i – интеллект; p – психология; s – здоровье.

Ментальность преподавателя (M_n) в данном случае определяется факторами, от которых зависит качество передачи знаний от преподавателя к студенту:

$$M_n = (us, uz, h, v, a, \dots), \quad (3)$$

где us – учёная степень; uz – учёное звание; h – стаж; v – возраст; a – артистизм.

Среда обучения (C) характеризуется состоянием учебно-методического и технического обеспечения учебного процесса, а также уровнем организации обучения студентов.

Профессионализм студента по одной изучаемой дисциплине (P_c) определяется объёмом знаний (z_c) и умений (u_c), которые он получает в процессе изучения данной дисциплины:

$$\begin{aligned} z_c &\subseteq Z_d \subseteq Z, & u_c &\subseteq U_d \subseteq U, \\ P_c &= z_c \cup u_c, & P_d &= Z_d \cup U_d, \\ P_c &\subseteq P_d, \end{aligned} \quad (4)$$

где Z_d – объём знаний, определяемый учебной программой дисциплины, которая читается на кафедре; Z – объём знаний по данному профессиональному направлению, определяемый современным состоянием науки и техники;

Задача 2. Формирование знаний и умений по ментальности участников образовательного процесса. Данная задача состоит в явном нахождении профессионализма студента (P_c), т. е. его знаний и умений, после изучения конкретной дисциплины по замеренным данным о ментальности студента (M_c) и преподавателя (M_n) по построенной модели f :

$$P_c = f(M_c, M_n, C). \quad (5)$$

Эта задача относится к классу прогнозных задач [12,13]. С её помощью можно исследовать влияние различных параметров (содержание учебной программы, контингента студентов и т. д.) на качество образования в конкретном университете.

Факторы влияния на качество усвоения студентами знаний

Для построения модели агента «Студент» необходимо учесть все факторы, влияющие на студента в той или иной степени, а также определить степень их влияния. Так как каждый отдельный студент является, прежде всего, личностью, то и анализировать необходимо его личностные характеристики.

Были проанализированы все факторы, влияющие на ментальный портрет студента. Были использованы популярные психологические методы их анализа [14]. В результате для всестороннего анализа личности были выделены следующие типы факторов: мотивация студента к учёбе, интеллектуальные способности студента, психологические особенности студента, физические факторы, влияющие на обучение. Каждый из этих типов разбивается на несколько показателей, которые можно определить по результатам тестов, опросов и т. д. [15].

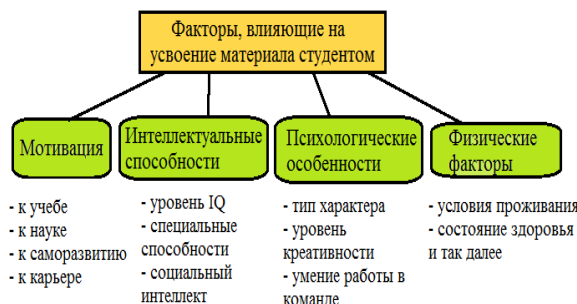


Рисунок 3 - Факторы, влияющие на усвоение материала студентом

На наш взгляд, факторы, влияющие на усвоение студентом учебного материала, можно систематизировать так, как это показано на рис. 3. Анализ этих факторов позволит изучить личность обучаемого с разных сторон, выявить наиболее важные ментальные особенности, влияющие на успешность обучения [16].

Были разработаны методики определения ментальных и психофизиологических особенностей студента. Результаты по оценке каждого из вышеперечисленных параметров могут быть систематизированы и стандартизованы. Эти методики в совокупности образуют систему, которая определяет ментальный портрет студента. В табл. 1 представлена данная систематизация.

После прохождения всех опросов и тестов будет определен многопрофильный портрет студента, который можно будет использовать при разработке модели передачи знаний.

Таблица 1.
Систематизация характеристик студента

Характеристика ментальности	Способ определения	Оригинальная градация
Уровень интеллекта	Тест на IQ Айзенка	от 0 до 160 баллов
Тип темперамента	Тест Айзенка «Тип темперамента»	4 вида темпераментов
Социальный интеллект	Тест Гилфорда	от 0 до 57 баллов
Уровень мотивации	Тест Гречикова	5 видов мотивации
Уровень креативности	Тест Торренса	от 0 до 70 и более баллов
Специальные способности	Тест Айзенка по 3 видам специальных способностей	от 0 до 150 баллов за каждый

Умение работать в команде	Самостоятельное определение	от 0 до 100%
Жилищные условия	Самостоятельное определение	от 0 до 100%
Состояние здоровья	Самостоятельное определение	от 0 до 100%
Пол	Самостоятельное определение	женский или мужской

Нейросетевая модель зависимости остаточных знаний студентов от их ментальности

Процесс обучения студентов заключается в передаче знаний и навыков от преподавателей. Качество обучения фиксируется в экзаменационной ведомости. Разрабатываемая модель процесса обучения должна формировать на выходе остаточные знания студента по отдельной дисциплине, с которыми он выходит на рынок труда. Эта модель реализуется в блоке 2 на рис. 4. По прогнозным данным об остаточных знаниях и умениях работодатели решают вопрос о трудоустройстве студентов на вакантные должности.

Остаточные знания зависят от ментальности студента и других факторов, которые описаны в предыдущем разделе. Эта связь трудно формализуема, т. е. математически описать её сложно.

В таких случаях, как уже было указано выше, целесообразно использовать нейронную сеть [17,18,19], которая позволит выявить существующую связь путем её обучения.

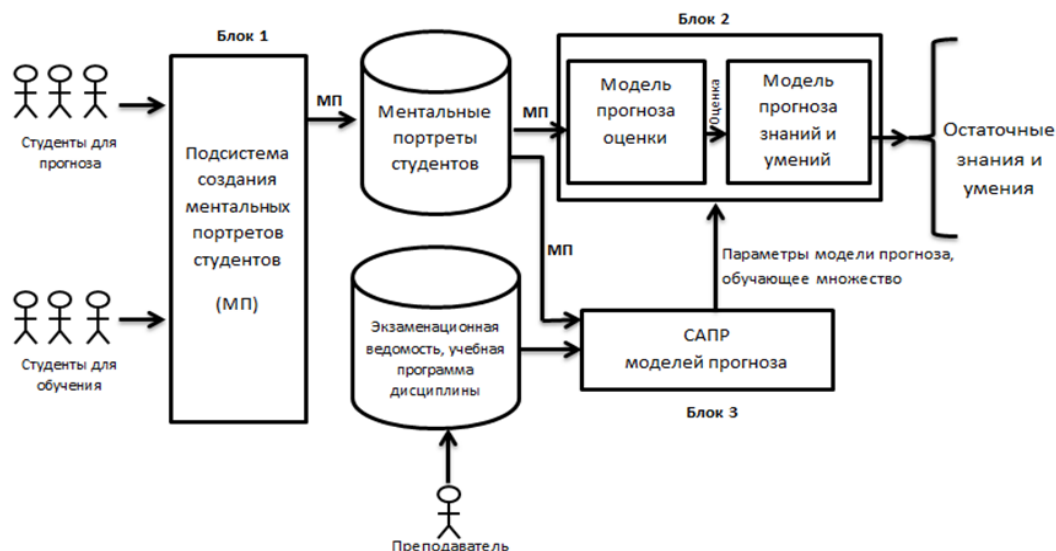


Рисунок 4 - Потоки данных в системе прогнозирования результатов обучения

Для обучения нейросети имеется в распоряжении следующая объективная информация:

- психологический портрет, характеризующий ментальность студента;
- учебная программа дисциплины;
- критерии оценки знаний;
- экзаменационная ведомость, отображающая успешность обучения студентов.

Прогноз остаточных знаний по одной конкретно взятой дисциплине для одного студента осуществляется в два этапа. На первом этапе прогнозируется экзаменационная оценка на основании ментальности обучаемого. На втором этапе, исходя из прогнозируемой оценки, формируется усреднённый набор остаточных знаний и умений, соответствующий данной оценке.

Каждый из этих этапов невозможно формализовать математически, поэтому были использованы две нейросети. Первая нейронная сеть будет обучаться на основании ментальных портретов группы студентов и экзаменационной ведомости. Вторая нейросеть – на основании критериев оценки и учебной программы

дисциплины, в которой содержится перечень знаний и умений. Схема описанной двухкаскадной модели представлена на рис. 4.

Нейроалгоритм моделирования зависимости экзаменационной оценки от личностных характеристик студента реализуется первой нейросетью. Входными сигналами первой нейросети являются ментальные характеристики студентов, полученные в процессе их тестирования (табл. 1). Входные сигналы образуют вектор $X=(x_1, x_2, ..., x_{10})$, компоненты которого описаны в табл. 2.

На выходе нейросеть должна формировать сигналы, определяющие прогнозную экзаменационную оценку, соответствующую студенту с определенной ментальностью, которая подаётся на её вход. Оценка выставляется по пятибальной шкале.

Нейросетевая модель формирования экзаменационной оценки строится на базе многослойного персептрона с нелинейной функцией активации. Достаточно использовать 2-3 слоя, чтобы обеспечить реализацию любой нелинейной зависимости между выходом и входом.

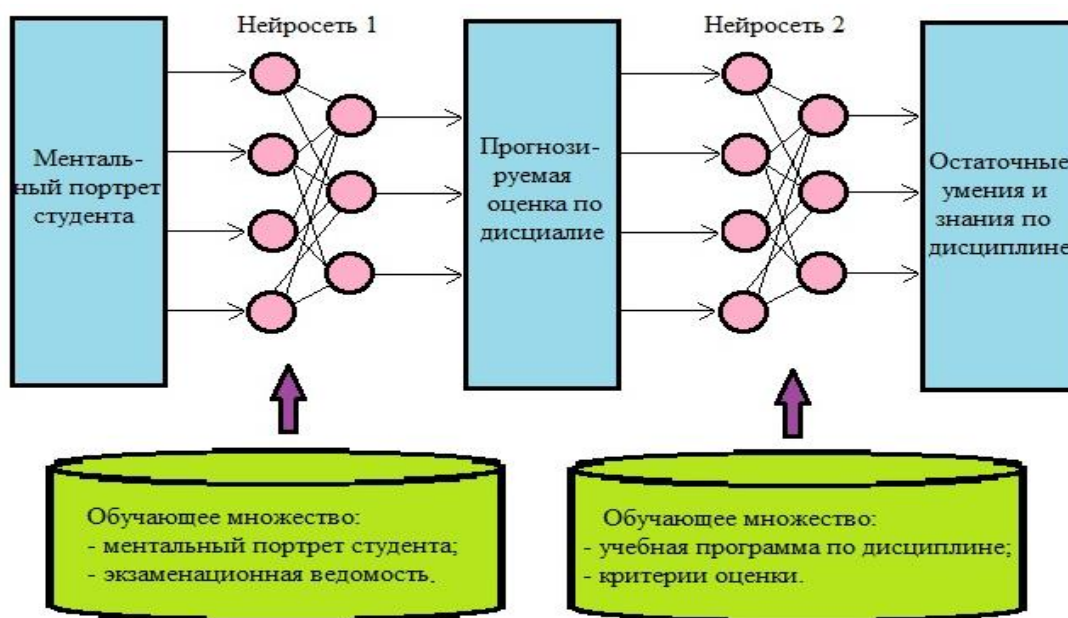


Рисунок 4 - Схема нейромодели профессионального обучения студентов на примере одной дисциплины

Таблица 2. Входные параметры первой нейросети

Тип ментальной характеристики	Входной сигнал нейросети	Код
-------------------------------	--------------------------	-----

Мотивация	Тип мотивации	x_1
Интеллектуальные способности	Уровень IQ	x_2
	Уровень специальных способностей (в данном случае - вычислительных)	x_3
	Уровень социального интеллекта [0..1]	x_4
Психологические особенности	Тип темперамента [0..1]	x_5
	Уровень креативности	x_6
	Умение работать в команде	x_7
Физические факторы	Жилищные условия	x_8
	Состояние здоровья	x_9
	Пол	x_{10}

Вторая нейросеть реализует нейроалгоритм моделирования зависимости остаточных знаний студента по дисциплине от полученной экзаменационной оценки. Входные сигналы второй нейросети представляют собой экзаменационную оценку, полученную с выхода первой нейросети.

Выходные сигналы нейросети образуют вектор, компоненты которого фиксируют наличие или отсутствие соответствующего остаточного знания или умения. Размер вектора определяется суммарным количеством знаний и умений, предусмотренных учебной программой дисциплины. Они обозначены вектором $Y=(y_1, y_2, \dots, y_n)$, где n – количество знаний и умений; $y_i \in [0,1]$. Выходные сигналы показаны в табл. 3.

Структура у обеих нейросетей относится к классу однородных многослойных персептронов с полными последовательными связями и с сигмоидальной функцией активации [17]. Обучение нейросетей проводилось по стратегии «обучение с учителем» по алгоритму обратного распространения ошибки.

Таблица 3. Выходные сигналы второй нейросети

№	Знания и умения	Код	
1	Знание 1 (Например, знание методов, алгоритмов)	y_1	Список знаний
2	Знание 2	y_2	
3	Знание 3	y_3	
...	...	...	
k	Знание k	y_k	
k+1	Умение 1 (Умение применять методы, алгоритмы)	y_{k+1}	Список умений
...	...	...	
n	Умение m	y_n	

Обучающее множество для второй нейросети составляет преподаватель-профессионал (эксперт) по своей дисциплине, используя утверждённые критерии оценки и учебную программу дисциплины, которая содержит перечень знаний и умений.

Обучение и анализ адекватности нейросетевых моделей

В качестве среды моделирования искусственных нейронных сетей использовался пакет Neural Network Toolbox, который входит в стандартную поставку MATLAB [20]. Пакет Neural Network Toolbox обеспечивает всестороннюю поддержку типовых нейросетевых парадигм и имеет открытую модульную архитектуру.

Таблица 4. Результаты тестирования студентов

Характеристика	Студенты					
	1	2	3	4	5	6
Уровень интеллекта	125	110	115	100	98	105
Тип темперамента	Хол	Флег	Мел	Хол	Санг	Санг
Социальный интеллект	45	50	38	42	23	33
Тип мотивации	Патр	Проф	Инст	Изб	Изб	Инст
Уровень креативности	64	30	62	24	78	49
Специальные способности	123	140	113	94	75	96
Умение работать в команде	6/8	5/8	6/8	3/8	2/8	7/8
Жилищные условия	60%	75%	90%	90%	50%	45%
Состояние здоровья	90%	80%	80%	75%	80%	75%
Пол	м	м	ж	м	ж	ж
Полученная оценка	5	5	4	3	2	2

Пакет содержит функции командной строки и графический интерфейс пользователя для быстрого пошагового создания различных программных моделей нейросетей [17].

При построении обучающего множества для первой нейросети были выбраны 6 студентов, прослушавших учебный курс «Системы искусственного интеллекта» и уже получивших экзаменационные оценки. Студенты для тестирования были выбраны таким образом, чтобы в обучающем множестве были представлены все экзаменационные оценки.

Эти студенты были протестированы по описанной методике. Результаты их анкетирования и тестирования показаны в табл. 4.

Для обучающего множества были взяты данные первых пяти студентов. Результаты же

студента под номером 6 будут использованы для проверки обученной нейросети. Как видно на рис. 5, для обучения двухслойной нейросети хватило 16 эпох.

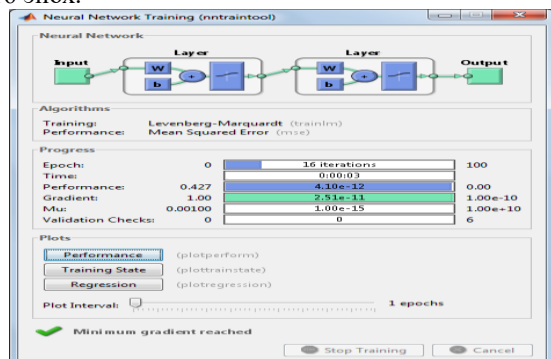


Рисунок 5 - Результаты обучения нейросети «Ментальность студента – прогноз - оценка»

Обучающее множество для второй нейросети должен готовить преподаватель, который читает студентам учебную дисциплину. Из учебной программы (а это утверждённый нормативный документ) был взят список знаний и умений, которыми должен овладеть студент по данной дисциплине, и для него преподавателем сформирована таблица, показывающая, за какие знания и навыки ставится определённая оценка.

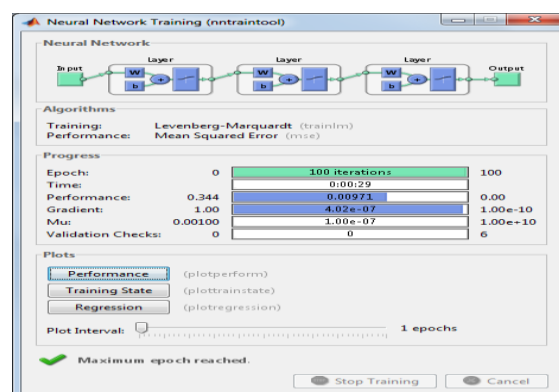


Рисунок 6 - Результаты обучения нейросети «Оценка – прогноз - остаточные знания»

По аналогии с предыдущей нейромоделью была построена модель второй трёхслойной нейросети с количеством нейронов в слоях 4-20-35. Входные сигналы нейросети – это вектор оценок, а выходные – вектор усреднённых знаний и навыков. Процесс обучения модели представлен на рис. 6.

Совместная работа двух обученных нейронных сетей оценивалась на характеристиках ментальности студента с номером 6 (табл. 4), который не участвовал в обучении. Моделирование проводилось в соответствии с двухкаскадной схемой на рис. 4. Анализ результата работы первого каскада показал, что значения компонент выходного вектора близки к коду (1,0,0,0). Эта кодировка соответствует экзаменационной оценке «неудовлетворительно», которую в действительности получил этот студент на экзамене (табл. 4).

Спрогнозированная оценка с выхода первой нейросети подавалась на вход второй нейросети, которая формировала результирующий вектор Y остаточных знаний и умений этого студента (рис. 7).

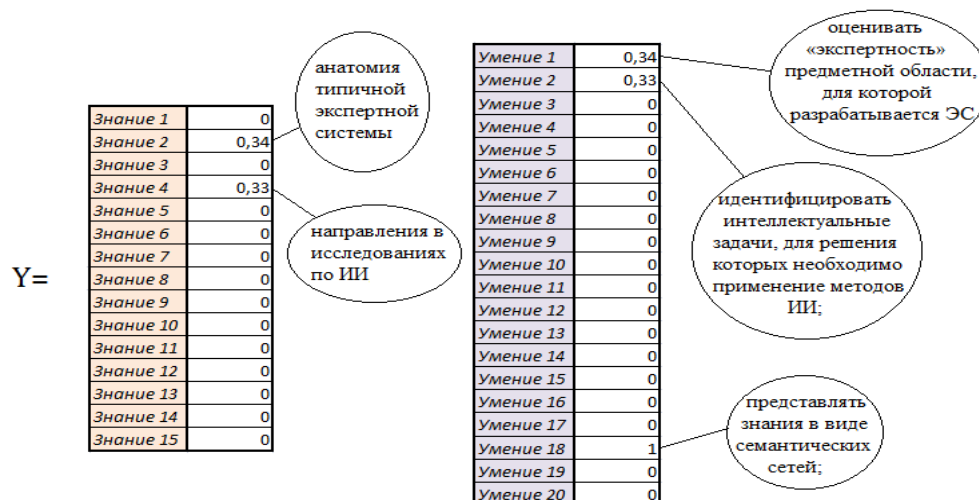


Рисунок 7 - Прогнозные остаточные знания и навыки для шестого студента по рассмотренной учебной дисциплине

Значения компонент вектора Y можно трактовать как степени уверенности в том, что у данного студента сохраняются в его памяти соответствующие знания и умения (конечно, относительно используемых обучающих множеств). Если сопоставить полученный результат с критериями оценки по учебной дисциплине «Системы искусственного интеллекта», то представленная на рис. 7 совокупность спрогнозированных знаний и умений приблизительно соответствует оценке «неудовлетворительно».

Заключение

Предложен новый подход к описанию трудно формализуемого процесса обучения студентов, позволяющий для каждой изучаемой дисциплины строить соответствующую нейромодель, которая даёт возможность прогнозировать остаточные знания и навыки у студента в зависимости от его личностных характеристик.

Установлены внешние и внутренние факторы, влияющие на успеваемость студентов и качество усваивания знаний и навыков. Особое внимание было уделено студенту как личности и его месту в процессе обучения. Исходя из этого, была разработана специальная методика, позволяющая анализировать психологические, эмоциональные, природные и физические особенности студента. Методика была основана на классических психологических подходах, обладающих универсальностью и достаточной легкостью в применении.

После получения ментального портрета студента был разработан нейроалгоритм построения двухкаскадной нейромодели,

имитирующей процесс профессионального обучения студента путём передачи ему спрогнозированных остаточных знаний и навыков, которые будут использованы на рынке труда.

Предварительные результаты исследования на программных моделях показали правильность предложенных идей по решению поставленной задачи.

На основе данной модели обучения будут разработаны искусственные программные агенты [21], которые в комплексе будут моделировать динамику процессов обучения группы студентов и прогнозировать их трудоустройство.

Литература

1. Тельнов Ю.Ф., Данилов А.В., Казаков В.А. Применение многоагентной технологии для решения образовательных задач в информационно-образовательном пространстве // Инжиниринг предприятий и управление знаниями. Сб. науч. тр. 18-й научно-практической конференции (ИПи УЗ-2015, 21-24 апреля 2015 г., Москва, МЭСИ). - М.: МЭСИ, 2015. С. 451-457.
2. Бессонов А.А. Интеллектуальные обучающие системы: учебное пособие / А.А. Бессонов, В.Я. Мамаев, П.П. Пармонов. – СПб.: ГУАП, 2016. – 172 с.
3. Трёмбач В.М. Интеллектуальная обучающая система с адаптацией индивидуальной траектории обучения// Труды 15-й Национальной конференции по искусственному интеллекту с международным участием (КИИ-2016) (3-9 октября 2016 г., Смоленск, Россия): Труды конференции. Т.3.- Смоленск: Изд-во Универсум, 2016. – С. 203-211.
4. Федяев О.И. Анализ и прогнозирование

процесса трудоустройства молодых специалистов с помощью мультиагентной имитационной модели / Федяев О.И., Лукина Ю.Ю., Стропалов А.С. // Труды конференции ИАИ-2013, КПИ, Киев, 2013. - С. 47-53.

5. Мутовкина Н.Ю., Палюх Б.В., Ключин А.Ю. Нечеткая оценка конкурентоспособности выпускников высших учебных заведений // Труды 15-й Национальной конференции по искусственному интеллекту с международным участием (КИИ-2016) (3-9 октября 2016 г., Смоленск, Россия): Труды конференции. Т.3.- Смоленск: Изд-во Универсум, 2016. – С. 123-130.

6. Федяев О.И. Проектирование виртуальной кафедры университета на основе многомодельного агентно-ориентированного подхода / Федяев О.И., Жабская Т.Е. // Искусственный интеллект. - 2010, №3. - С. 679-686.

7. Tetiana Zhabska, Oleg Fedyaev. The development of agent-based intellectual e-learning environment // Proceedings of the IADIS International conference Intelligent systems and agents 2011 Rome, Italy July 24-26, 2011/ Pages 143-147.

8. Закирова Э.И. Управление образовательными системами с использованием мультиагентных технологий // Наука и образование. Научное издание МГТУ им. Н.Э.Баумана. - 2013, №9. - С. 373-390.

9. Янковская А.Е., Шурыгин Ю.А., Ямшанов А.В., Кривдюк Н.М. Определение уровня усвоенных знаний по обучающему курсу, представленному семантической сетью // Труды 5-й конференции "Открытые семантические технологии проектирования интеллектуальных систем" (OSTIS-2015) (19-21 февраля 2015, Минск). - Мн.: БГУИР, 2015. - С. 331-338.

10. Шеркунов В.В. Онтологический подход к анализу компетенций выпускников вузов // Труды 5-й конференции "Открытые семантические технологии проектирования интеллектуальных систем" (OSTIS-2015) (19-21 февраля 2015, Минск). - Мн.: БГУИР, 2015. - С. 351-356.

11. Власов А.А., Нехаев И.Н. Интеллектуальная система адаптивного тестирования уровня усвоения знаний / А.А. Власов, И.Н. Нехаев // КИИ-2010. Двенадцатая национальная конференция по искусственному интеллекту с международным участием (20 - 24 сентября 2010 г., г. Тверь, Россия). Труды конференции.- М.: Физматлит, 2010, Т.3. - С. 257-263.

12. Данилов А.Н., Лобов Н.В., Столбов В.Ю., Столбова И.Д. Компетентностная модель выпускника: опыт проектирования // Высшее образование сегодня. - 2013. № 6. - С. 25-33.

13. Гитман М.Б., Данилов А.Н., Столбов В.Ю. Об одном подходе к контролю уровня сформированности базовых компетенций выпускников вуза // Высшее образование в России. – 2012, № 4. - С. 13-18.

14. Психология творчества, креативности, одарённости / Ильин Е.П. ; - СПб.: Питер, 2004. - 537 с.

15. Новые тесты IQ / Айзенк Г. ; - М.: Изд-во "ЭКСМО", 2003. - 189 с.

16. Современные тенденции в управлении персоналом. Учебное пособие / Дейнека А.В. [и др.]; - М.: Изд-во "Академия естествознания", 2009. - 294 с.

17. Нечётка логика и искусственные нейронные сети / Круглов В.В. [и др.]; - М.: Физматлит, 2001. - 224 с.

18. Кольцов Ю.В. Нейросетевые модели в адаптивном компьютерном обучении / Ю.В. Кольцов, Н.Ю. Добровольская // Educational Technology & Society, 2002, № 5(2).

(http://ifets.ieee.org/russian/periodical/V_52_2002EE.html).

19. Дьяченко С.А. Использование нейронных сетей при изучении процесса приспособляемости студенчества к вузовскому обучению // Нейросетевые технологии и их применение. Сборник трудов международной научной конференции «Нейросетевые технологии и их применение 2002-2003». – Краматорск: ДГМА, 2003. - С. 67-70.

20. Математические пакеты расширения MATLAB. Специальный справочник / Дьяконов В. [и др.]; - СПб.: Питер, 2001. - 268 с.

21. Агентные технологии и мультиагентное моделирование: учебное пособие / Ивашкин Ю.А. - М.: МФТИ, 2013. - 268 с.

Федяев О.И. Нейросетевые модели многоагентной системы прогнозирования остаточных знаний студентов. Научная работа посвящена разработке нейросетевой модели процесса обучения студентов для агентной системы моделирования рынка труда. Эта модель имитирует процесс передачи профессиональных навыков и знаний в зависимости от личностных характеристик студентов. Система моделирования на основе искусственных агентов позволит анализировать процесс подготовки молодых специалистов и прогнозировать возможность их дальнейшего трудоустройства.

Ключевые слова: модель обучения, профессиональные знания, ментальность, студент, нейронная сеть

Fedyaev O.I. Neural network models of a multi-agent system for forecasting students' residual knowledge. The scientific work is devoted to the development of a neural network model of the learning process for students agent system modeling of the labor market. This model simulates the transfer of skills and knowledge, depending on the personal characteristics of students. The system will allow the simulation to analyze the process of training young professionals and to predict their future employment prospects.

Keywords: model of training, professional knowledge, mentality, student, neural network

Статья поступила в редакцию 20.5.2017

Рекомендована к публикации д-ром физ.-мат. наук А.С. Миненко

УДК 621.3.036.53

Математическое моделирование теплового состояния футеровки печи в условиях вынужденного простоя в среде LabVIEW

А.Ю. Харитонов, А.Б. Бирюков, А.В. Пересекин, С.П. Барков
Донецкий национальный технический университет, г. Донецк
кафедра компьютерного моделирования и дизайна
alexperesekin@gmail.com

Харитонов А.Ю., Бирюков А.Б., Пересекин А.В., Барков С.П. Математическое моделирование процесса футеровки печи в среде LabVIEW. Рассмотрена актуальная проблема потери тепла в процессе футеровки печи и разработана методика, позволяющая с достаточной точностью прогнозировать тепловое состояние футеровки печи. Для визуальной и динамической диагностики использовано математическое моделирование теплового состояния футеровки печи, которое было запрограммировано в среде LabVIEW.

Ключевые слова: футеровка, печь, теплота, теплосодержание, математическая модель, рабочая среда, блок-диаграмма, цикл, теплопроводность, функция, уравнение, температура, использованием метода

Актуальность

Потери теплоты из рабочего пространства имеют место в любых печах, но наиболее существенны в термических печах и печах циклического действия, когда в цикл термообработки входит охлаждение печи до низкой температуры, или когда такое охлаждение обусловлено длительными промежутками между циклами нагрева.

Для таких печей потери тепла формируются по трем принципиально различным направлениям: через огнеупорную кладку, на нагрев атмосферного воздуха, поступающего в рабочее пространство через неплотности конструктивных элементов и огнеупорной кладки, охлаждение глиссажных труб в сварочной и методической зонах печи.

Данные направления удобно анализировать с помощью математического моделирования.

Постановка задачи

Важной производственной задачей является создание методики по определению остаточного теплосодержания футеровки печи, позволяющей прогнозировать тепловое состояние футеровки печи после простоев произвольной продолжительности. Эта информация необходима для определения рациональных технологических параметров по выводу печи в рабочее тепловое состояние.

Задача определения теплосодержания футеровки может быть решена как с

математического моделирования, так и с помощью оперативной диагностики на основе анализа моментальных тепловых балансов [1–3].

В этих работах показан ряд подходов, расширяющих информативность математических моделей и возможности использования данных, предоставленных с их помощью, для углубленного анализа теплового состояния. Однако в ряде случаев требуется создание быстродействующих, безусловно устойчивых и значительно более простых вычислительных алгоритмов. Для этих целей более подходят инженерные методики.

Разработанная методика [4] позволяет с достаточной точностью прогнозировать тепловое состояние футеровки печи после простоев произвольной продолжительности. Эта информация необходима для определения рациональных технологических параметров по выводу печи в рабочее тепловое состояние.

Для визуализации методики использована рабочая среда LabVIEW, которая способна рассчитывать математическую модель, её цикл в реальном времени. Среда позволяет вычислять значения, запоминать, и выводить на интерфейс цифровые значения и графики.

Использована рабочая среда LabVIEW для визуализации динамичного процесса футеровки печи. Она позволяет в реальном времени анализировать постоянные изменения параметров теплоты, его потери, различных температур.

LabVIEW – это среда графического

программирования, которую используют технические специалисты, инженеры, преподаватели и ученые по всему миру для быстрого создания комплексных приложений в задачах измерения, тестирования, управления, автоматизации научного эксперимента и образования. В основе LabVIEW лежит концепция графического программирования – последовательное соединение функциональных блоков на блок-диаграмме.

Вместо того, чтобы писать программный код, достаточно соединить между собой рабочие блоки. LabVIEW использует концепцию графического программирования G, поэтому код имеет вид блока-диаграммы, которая потом компилируется в машинный код. Код программы в виде блок-диаграммы гораздо удобнее для понимания и разработки.

Вторая особенность LabVIEW – это поддержка выполнения кода, написанного на языке G, в режиме потока данных (потокное программирование), в то время как традиционные текстовые языки (например, C и C++) обеспечивают выполнение кода в виде последовательности команд. В основе языков потокового программирования (таких как G, Agilent VEE, Microsoft Visual Programming Language и Apple Quartz Composer) лежит концепция потока данных, который и определяет последовательность выполнения функциональных узлов программы.

Потоковое программирование в среде LabVIEW позволяет разработчику полностью сфокусироваться на данных и путях их обработки. Узлы программы – функции, циклы и прочие конструкции языка – получают данные через входы, производят их обработку и выводят данные с помощью выходов. Как только значения параметров поступают на каждый из входных терминалов узла, происходит выполнение кода узла (обработка поступивших данных), после чего значения выходных параметров оказываются доступными на выходных терминалах узла для дальнейшей их передачи на другие узлы согласно логике потока данных. [5]

LabVIEW позволяет работать со всем оборудованием в единой среде. Подключение устройств обеспечивается с помощью драйверов LabVIEW, которые образуют промежуточный слой между оборудованием и средой разработки. Таким образом, в единой среде можно работать с различными типами интерфейсов, датчиков и приборов: устройствами сбора данных, модульными приборами, контроллерами управления движения и приводами, системами машинного зрения, беспроводными датчиками и ПЛИС. В редком случае, когда драйвера устройства

нет, вы можете импортировать драйвер из других сред разработки или использовать низкоуровневые функции, чтобы разработать собственный. [6]

Построение математической модели

Была разработана математическая модель, описывающая процесс футеровки печи. В ней содержится ряд уравнений.

Сначала находится начальный тепловой поток (1.1, 1.2, 1.3):

$$\alpha_k = 1,65 \sqrt{tk_1 - t_{os}} = 3,69 \frac{\text{Вт}}{\text{м}^2\text{К}} \quad (1.1)$$

$$\alpha_{iz1} = 5 \times \frac{\left[\frac{273 + tk_1}{100} \right]^4 - \left[\frac{273 + t_{os}}{100} \right]^4}{tk_1 - t_{os}} = 5,436 \frac{\text{Вт}}{\text{м}^2\text{К}} \quad (1.2)$$

$$q_1 = \frac{t_1 - t_{os}}{\frac{\delta_1}{\lambda_1} + \frac{\delta_2}{\lambda_2} + \frac{\delta_3}{\lambda_3} + \frac{1}{\alpha_k + \alpha_{iz1}}} = 561,755 \frac{\text{Вт}}{\text{м}^2\text{К}} \quad (1.3)$$

где:

tk_1 – температура на внешней границе изоляционной печи, $^{\circ}\text{C}$;

t_{os} – температура окружающей среды, $^{\circ}\text{C}$;

δ_1 – толщина высокотемпературного слоя футеровки печи, м;

δ_2 – толщина основного слоя футеровки печи, м;

δ_3 – толщина изоляционного слоя футеровки печи, м;

λ_1 – теплопроводность высокотемпературного слоя футеровки в печи, $\frac{\text{Вт}}{(\text{м}\cdot^{\circ}\text{C})}$;

λ_2 – теплопроводность основного слоя футеровки в печи, $\frac{\text{Вт}}{(\text{м}\cdot^{\circ}\text{C})}$;

λ_3 – теплопроводность изоляционного слоя футеровки в печи, $\frac{\text{Вт}}{(\text{м}\cdot^{\circ}\text{C})}$;

Рассчитываются температуры на границе слоев (1.4, 1.5, 1.6):

$$t_2 = t_1 - q_1 \times \frac{\delta_1}{\lambda_1} = 969,122 \text{ } ^{\circ}\text{C} \quad (1.4)$$

$$t_3 = t_1 - q_1 \times \left(\frac{\delta_1}{\lambda_1} + \frac{\delta_2}{\lambda_2} \right) = 788,112 \text{ } ^{\circ}\text{C} \quad (1.5)$$

$$t_4 = t_1 - q_1 \times \left(\frac{\delta_1}{\lambda_1} + \frac{\delta_2}{\lambda_2} + \frac{\delta_3}{\lambda_3} \right) = 76,556 \text{ } ^{\circ}\text{C} \quad (1.6)$$

где:

t_1 – температура на внутренней границе футеровки, $^{\circ}\text{C}$;

Рассчитываются средние температуры слоев (1.7, 1.8, 1.9):

$$t_{1s} = \frac{t_1 + t_2}{2} = 1,11 \times 10^3 \text{ C} \quad (1.7)$$

$$t_{2s} = \frac{t_2 + t_3}{2} = 878,617 \text{ C} \quad (1.8)$$

$$t_{3s} = \frac{t_3 + t_4}{2} = 432,334 \text{ C} \quad (1.9)$$

Вычисляется тепловой поток (1.10, 1.11, 1.12):

$$\alpha'_k = 1,65 \sqrt{t_4 - t_{os}} = 4,622 \frac{\text{Вт}}{\text{м}^2 \text{К}} \quad (1.10)$$

$$\alpha'_{iz1} = 5 \times \frac{\left[\left[\frac{273 + t_4}{100} \right]^4 - \left[\frac{273 + t_{os}}{100} \right]^4 \right]}{t_4 - t_{os}} = 6,539 \frac{\text{Вт}}{\text{м}^2 \text{К}} \quad (1.11)$$

$$q'_1 = \frac{t_1 - t_{os}}{\frac{\delta_1}{\lambda_1} + \frac{\delta_2}{\lambda_2} + \frac{\delta_3}{\lambda_3} + \frac{1}{\alpha'_k + \alpha'_{iz1}}} = 561,755 \frac{\text{Вт}}{\text{м}^2 \text{К}} \quad (1.12)$$

Вычисляется теплосодержание 1 м² основного слоя кладки (1.13, 1.14, 1.15, 1.16):

$$Q_{ak1} = 1 \times \delta_1 \times \rho_1 \times C_1 \times t_{1s} = 3,761 \times 10^3 \text{ кДж} \quad (1.13)$$

$$Q_{ak2} = 1 \times \delta_2 \times \rho_2 \times C_2 \times t_{2s} = 9,76 \times 10^5 \text{ кДж} \quad (1.14)$$

$$Q_{ak3} = 1 \times \delta_3 \times \rho_3 \times C_3 \times t_{3s} = 8,576 \times 10^4 \text{ кДж} \quad (1.15)$$

$$\Sigma Q_{ak} = Q_{ak1} + Q_{ak2} + Q_{ak3} = 1,066 \times 10^6 \text{ кДж} \quad (1.16)$$

где:

ρ_1 – плотность высокотемпературного слоя футеровки печи, $\frac{\text{кг}}{\text{м}^3}$;

ρ_2 – плотность основного слоя футеровки печи, $\frac{\text{кг}}{\text{м}^3}$;

ρ_3 – плотность изоляционного слоя футеровки печи, $\frac{\text{кг}}{\text{м}^3}$;

C_1 – теплоемкость высокотемпературного слоя футеровки печи, $\frac{\text{кДж}}{\text{кг} \times \text{К}}$;

C_2 – теплоемкость основного слоя футеровки печи, $\frac{\text{кДж}}{\text{кг} \times \text{К}}$;

C_3 – теплоемкость изоляционного слоя печи, $\frac{\text{кДж}}{\text{кг} \times \text{К}}$;

Находим потери тепла через кладку печи (1.17):

$$Q_{pk} = q'_1 \times 1 \times \tau = 2,041 \times 10^6 \text{ Дж} \quad (1.17)$$

где:

τ – временной интервал, с;

Рассчитываются потери тепла на нагрев атмосферного воздуха (1.18, 1.19):

$$Q_{ptv} = V_v \times C_v \times (t_1 - 100) \times \tau = 1,485 \times 10^5 \text{ Дж} \quad (1.18)$$

$$Q_{pv} = \frac{Q_{ptv}}{F_v} = 1,375 \times 10^3 \text{ Дж} \quad (1.19)$$

где:

V_v – объем воздуха, $\frac{\text{м}^3}{\text{с}}$;

C_v – теплоемкость воздуха, $\frac{\text{кДж}}{(\text{кг} \times \text{К})}$;

F_v – площадь стен, м²;

Вычисляются общие потери тепла (1.20):

$$\Sigma Q_p = Q_{pk} + Q_{pv} = 2,042 \times 10^6 \text{ Дж} \quad (1.20)$$

Считается оставшееся теплосодержание в кладке (1.21):

$$Q_{ost1} = \Sigma Q_{ak} \times 1000 - \Sigma Q_p = 1,0063 \times 10^9 \text{ Дж} \quad (1.21)$$

Считается оставшееся тепло в первом, втором, и третьем слоях (1.22, 1.23, 1.24):

$$Q_{aost1} = \frac{Q_{ost1}}{1000} \times \frac{Q_{ak1}}{\Sigma Q_{ak}} = 3,754 \times 10^3 \text{ Дж} \quad (1.22)$$

$$Q_{aost2} = \frac{Q_{ost1}}{1000} \times \frac{Q_{ak2}}{\Sigma Q_{ak}} = 9,741 \times 10^5 \text{ Дж} \quad (1.23)$$

$$Q_{aost3} = \frac{Q_{ost1}}{1000} \times \frac{Q_{ak3}}{\Sigma Q_{ak}} = 8,559 \times 10^4 \text{ Дж} \quad (1.24)$$

Вычисляется среднемассовая температура первого слоя после одного интервала охлаждения (1.25):

$$t'_{1sm} = \frac{Q_{aost1}}{1 \times \delta_1 \times \rho_1 \times C_1} = 1,107 \times 10^3 \text{ C} \quad (1.25)$$

Вычисляется температура внутренней поверхности первого слоя (1.26):

$$t'_1 = t_1 \times \frac{t'_{1sm}}{t_{1s}} = 1,248 \times 10^3 \text{ C} \quad (1.27)$$

Полученная в предыдущем уравнении температура

является новым значением температуры t_1 и служит началом нового интервала расчета.

Результаты моделирования процесса

После разработки модели, произведена её адаптация в динамический процесс в среде LabVIEW. Визуальный интерфейс состоит из иллюстрации футеровки печи, гистограмм отклонения остатка теплоты в 3 слоях, поле изменения скорости процесса, поле, показывающее значение температуры на внутренней границе футеровки, и кнопки паузы и остановки для удобства проверки процесса. Скриншот начала работы процесса представлен на следующем рисунке (рис.1).

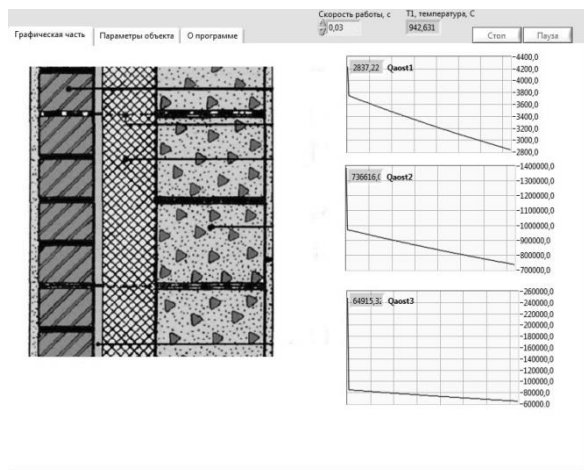


Рисунок 1 – Начало работы процесса футеровки печи в рабочей среде LabVIEW

Во время проверки работы процесса, значения оставшегося тепла в трех слоях начинали стабилизироваться, что показано на предыдущем рисунке. Падение температуры на внутренней границе футеровки также снизилось и в конечном результате приняло постоянное значение $t_1 \approx 15\text{ C}$, что привело к изменениям гистограмм оставшегося тепла в слоях (они имеют вид прямых). (см.рис.2)

В процессе создания блок-диаграммы вначале создается цикл While Loop, находящийся в функции Structures. Создается на лицевой панели кнопка Stop, которая укажет конец работы программы. Соединяется она с блоком цикла Stop if True. При нажатии кнопки остановки программы (Stop) передается значение True, в результате чего цикл заканчивается и, соответственно, программа.

Также была создана кнопка паузы программы (Pause). Она соединена с блоком цикла Continue if True. При передаче значения True, цикл переходит в режим паузы. Чтобы воспроизвести процесс, необходимо нажать на кнопку Pause опять.

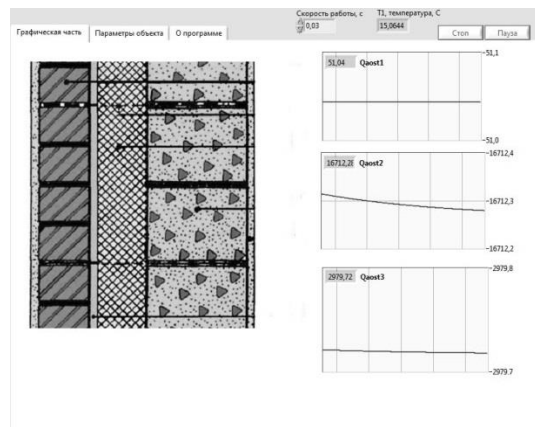


Рисунок 2 – Значения оставшегося тепла, указанные в гистограммах

Добавлен блок Wait (ms) из функции Timing для имитирования реального времени. Так как блок задержки времени работает в миллисекундах, его значение было умножено на 1000, чтобы задержка была на единицу секунды. Также, для удобства в лицевую панель добавлено численное управление временем для удобства диагностики процесса.

Для вычисления созданы алгоритмы последовательности блоков с различными математическими действиями. Для примера приведены уравнения 1.18, 1.19 и 1.20. Необходимо найти потерю тепла Q_{ptv} из уравнения 1.18. Для этого создается численная константа одноименного параметра. Прежде чем начать вычисление необходимо также создать исходные параметры других значений (или добавить в вычисление ранее найденные блоки), например V_v , C_v и т.д. По законам алгебры, необходимо решить действие в скобках, поэтому заранее вычисляется $(t_1 - 100)$. Создается блок Subtract из функции Numeric, объединяется с блоками t_1 и численной константой 100. Потом создается блок Compound Arithmetic, определяется для него действие умножения, и он объединяется с соответствующими блоками, чтобы получить произведение. В результате находится значение Q_{ptv} , которое выводится как блок управления значением. Это значение не нужно выводить на лицевую панель, поэтому оно скрывается.

Значение Q_{pv} из уравнения 1.19 находится как отношение. Создается блок Divide из функции Numeric и объединяются блоки Q_{ptv} и F_v с ним. Полученное значение также не нужно на лицевой панели.

Значение общих потерь тепла из уравнения 1.20 находится как сумма двух найденных предыдущих блоков. Создается блок

суммы Add функции Numeric и он объединяется с блоками значений Q_{pv} и Q_{ptv} . Получается значение общих потерь тепла $\sum Q_p$, его выводить не нужно.

Аналогичным образом создаются другие формулы, с разницей в операциях и входных данных.

Значения оставшегося тепла в трех слоях Q_{aost1} , Q_{aost2} и Q_{aost3} необходимо вывести в виде гистограмм. Для этого проводятся значения до блока графа (Waveform Graph).

Для создания цикла необходимо преобразовывать t_1 в t_1 и провести провод в начало цикла. Таким образом, программа будет работать в цикле, который может остановить пользователь (см.рис.3).

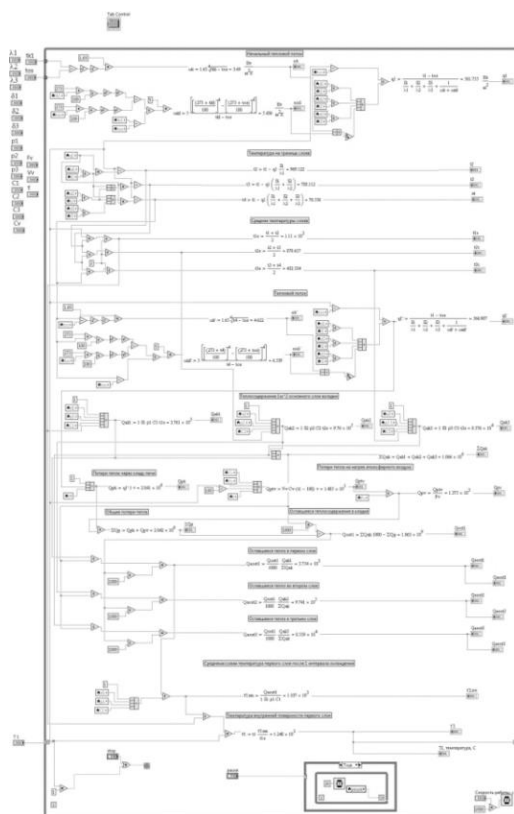


Рисунок 2 – Блок-диаграмма процесса футеровки печи в среде LabVIEW

Выводы

Рассмотрена актуальность проблемы потери тепла в процессе футеровки печи. Выявлены причины потери тепла по таким направлениям: через огнеупорную кладку, на нагрев атмосферного воздуха, поступающего в рабочее пространство через неплотности конструктивных элементов и огнеупорной кладки,

охлаждение глиссажных труб в сварочной и методической зонах печи.

Разработана методика, позволяющая с точностью прогнозировать тепловое состояние футеровки печи. Данная методика реализована в математической модели, с циклически меняющимися значениями. Методика позволяет с достаточной точностью прогнозировать тепловое состояние футеровки печи после простоев произвольной продолжительности. Эта информация необходима для определения рациональных технологических параметров по выводу печи в рабочее тепловое состояние.

Использована среда LabVIEW для визуальной и динамичной диагностики и наблюдения таких параметров, как температура печи, оставшееся тепло всех слоев, и потери тепла по алгоритму. Разработан цикл, в котором вычисляется все уравнения по порядку. Цикл работает бесконечно, пользователь может приостановить и остановить процесс. Визуально отображаются значения оставшегося тепла в трех слоях в виде гистограмм.

Также, в среде LabVIEW можно подключить датчики, которые указывают определенный уровень теплоты и температуры в печи. LabVIEW позволяет работать со всем оборудованием в единой среде. Подключение устройств обеспечивается с помощью драйверов LabVIEW, которые образуют промежуточный слой между оборудованием и средой разработки. В среде можно работать с различными типами интерфейсов, датчиков и приборов: устройствами сбора данных, модульными приборами, контроллерами управления движения и приводами, системами машинного зрения, беспроводными датчиками и ПЛИС.

Список источников

1. Барков С.П., Туяхов А.И. Исследование тепловой работы нагревательной печи с внутренней изоляцией // Международная научно-практическая конференция студентов "Металлургия XXI столетия глазами молодых", Донецк - 2015. - С. 88-89
2. Бирюков А.Б. Диагностика нагревательных печей периодического действия на основании построения и анализа моментальных тепловых балансов / А.Б. Бирюков, Е.В. Новикова, Т.Г. Олешкевич // Промышленная теплотехника. – 2014. – № 2. Т. 36. – С. 29.
3. Biryukov A.B. Mathematical model for studying of metal air-cooling process in furnaces / A.B. Biryukov, A.I. Voloshin, P.A. Gnitiev // Steel in Translation. – 2015. – № 7. – P. 77-81
4. Барков С.П. Инженерная методика прогнозирования теплового состояния футеровки

методической печи, находящейся в условиях простоя / С.П. Барков, А.И. Туяхов // Вестник ДонНТУ. -2016. №5(5). -С. 43-47. (сер.: металлургические процессы и оборудование)

5. Быстрая разработка [электронный ресурс] // National Instruments Россия: [сайт]. URL:

http://www.labview.ru/labview/what_is_labview/rapid_development.php

6. Интеграция с оборудованием [электронный ресурс] // National Instruments Россия: [сайт]. URL: http://www.labview.ru/labview/what_is_labview/integration_with_hardware.php

Харитонов А.Ю., Бирюков А.Б., Пересекин А.В., Барков С.П. Математическое моделирование процесса футеровки печи в среде LabVIEW. Рассмотрена актуальная проблема потери тепла в процессе футеровки печи и разработана методика, позволяющая с достаточной точностью прогнозировать тепловое состояние футеровки печи. Для визуальной и динамической диагностики использовано математическое моделирование теплового состояния футеровки печи, которое было запрограммировано в среде LabVIEW.

Ключевые слова: футеровка, печь, теплота, теплосодержание, математическая модель, рабочая среда, блок-диаграмма, цикл, теплопроводность, функция, уравнение, температура.

Статья поступила в редакцию 12.2.2017

Рекомендована к публикации д-ром тех. наук В.Н. Павлышом

Об идеалах полуколец непрерывных неотрицательных функций с тах-сложением

Широков Д. В.

Вятский государственный университет
DimShirokov79@mail.ru

Широков Д. В. Об идеалах полуколец непрерывных неотрицательных функций с тах-сложением. Сформулирован критерий самоинъективного по Бэру полукольца всех непрерывных неотрицательных функций, определенных на тихоновском пространстве X , с обычной операцией умножения функций и операцией тах-сложения. Описано строение чистых и инъективных по Бэру идеалов данного полукольца.

Ключевые слова: полукольцо непрерывных неотрицательных функций, самоинъективное по Бэру полукольцо, чистый идеал, инъективный по Бэру идеал.

Введение

В настоящее время достаточно хорошо изучены полукольца $C^+(X)$ всех непрерывных неотрицательных функций, определенные на топологических пространствах X , относительно обычных операций сложения и умножения функций [1, 2, 3]. В статьях автора [4, 5] подробно рассмотрены некоторые свойства идеалов таких полуколец, в частности описано строение чистых и инъективных по Бэру идеалов. В представленной работе рассматриваются аналогичные свойства идеалов полуколец с тем же множеством функций, с обычной операцией умножения функций и операцией сложения, определяемой равенством

$$(f \vee g)(x) = \max\{f(x), g(x)\}$$

при всех $x \in X$, и называемой тах-сложением. Такое полукольцо обозначается $C^\vee(X)$. Введенная операция совпадает с операцией взятия точной верхней грани относительно естественного поточечного порядка на множестве функций.

Основы теории полуколец изложены в книге Дж. Голана [6]. Из этого источника мы берем за основу определение полукольца, изначально предполагая, что в полукольце содержится единица, то есть нейтральный по умножению элемент. Ряд необходимых для данной работы понятий и утверждений о полукольцах будем брать из источника [7]. Отметим, что полукольца $C^+(X)$ и $C^\vee(X)$ коммутативны, то есть коммутативна их операция умножения, полукольцо $C^\vee(X)$

аддитивно идемпотентно, а полукольцо $C^+(X)$ аддитивно сократимо.

В упомянутых выше статьях о полукольцах $C^+(X)$ доказательство основных результатов опирается на метод соответствий между идеалами аддитивно сократимого полукольца $C^+(X)$ и идеалами его кольца разностей $C(X)$, состоящего из всех непрерывных действительных функций. Для полукольца $C^\vee(X)$ подобного метода нет. Однако оказывается, что ряд рассуждений при доказательстве аналогичных фактов для кольца $C(X)$ можно перенести на полукольцо $C^\vee(X)$. Обоснование многих предложений переносится без изменений, поэтому в некоторых местах нашей статьи приведем лишь схемы доказательств, иллюстрируя при этом вводимые определения и показывая логику рассуждений. Те утверждения, доказательства которых в данной статье отсутствуют, полностью повторяют доказательства соответствующих утверждений из указанных выше работ. Говоря о полукольце $C^\vee(X)$ везде ниже будем считать пространство X тихоновским.

Основные определения и простейшие результаты об идеалах полуколец $C^\vee(X)$

Пусть S – произвольное полукольцо. В общем случае обозначим аддитивную операцию обычным знаком $+$. Непустое подмножество I полукольца S называется *правым идеалом* этого полукольца, если для любых элементов $a, b \in I$, $s \in S$ элементы $a + b$ и as также принадлежат I . Аналогичным образом определяется левый идеал

(вместо элемента as рассматривается элемент sa). Так как нас интересуют в основном коммутативные полукольца $C^+(X)$ и $C^\vee(X)$, в них понятия левого и правого идеалов совпадают. Давая общие полукольцевые определения, будем считать идеалы правыми.

Заметим, что полукольца $C^+(X)$ и $C^\vee(X)$ имеют одинаковую мультипликативную структуру. Отсюда вытекают следующие утверждения. Если I есть идеал полукольца $C^+(X)$ и для любых функций f и g из I их точная верхняя грань $f \vee g$ также принадлежит I , то I является идеалом полукольца $C^\vee(X)$. И наоборот, если I есть идеал полукольца $C^\vee(X)$ и для любых функций f и g из I функция $f + g$ также принадлежит I , то I является идеалом полукольца $C^+(X)$.

Идеал полукольца, отличный от самого полукольца, называется *собственным*. Собственный идеал полукольца называется *максимальным*, если он не содержится ни в каком другом собственном идеале этого полукольца. Собственный идеал I коммутативного полукольца S называется *простым*, если для любых элементов a и b этого полукольца, из того, что ab принадлежит I , вытекает, что хотя бы один элемент a или b принадлежит I .

Идеал I полукольца S называется *строгим*, если для любых элементов $a, b \in S$ из того, что $a + b \in I$, следует, что $a, b \in I$. Идеал I полукольца S называется *полустрогим*, если для любых элементов $a, b \in S$, из того, что $a + b \in I$ и $a \in I$, следует, что $b \in I$.

Множество функций из $C^+(X)$ является так называемым положительным конусом решеточно упорядоченного кольца $C(X)$. А аддитивно идемпотентное полукольцо $C^\vee(X)$ получается из тех же функций, где в качестве операции сложения берется операция нахождения точной верхней грани. Учитывая леммы из источника [3, с. 16], можно высказать следующие предложения об идеалах полуколец $C^+(X)$ и $C^\vee(X)$.

Для любого идеала I полукольца $C^\vee(X)$ эквивалентны утверждения:

- 1) I строгий;
- 2) I полустрогий;
- 3) I выпуклый, то есть для любых функций $f, g \in C^\vee(X)$, если $f \leq g$ и $g \in I$, то $f \in I$.

В полукольце $C^+(X)$ не любой полустрогий идеал является строгим. Тем не менее, идеал I полукольца $C^+(X)$ является строгим тогда и только тогда, когда I выпуклый.

Лемма 1. Выпуклые (равносильно, строгие) идеалы полуколец $C^\vee(X)$ и $C^+(X)$ совпадают.

Докажем лемму. Вначале заметим, что для любых неотрицательных функций имеют место соотношения:

$$f \vee g \leq f + g \leq 2(f \vee g). \quad (1)$$

Возьмем выпуклый идеал I полукольца $C^\vee(X)$. Пусть $f, g \in I$. Тогда $f \vee g \in I$, значит, $2(f \vee g) \in I$. Из соотношения (1) вытекает, что сумма $f + g$ также принадлежит I , то есть I – выпуклый идеал полукольца $C^+(X)$.

Обратно, возьмем выпуклый идеал I полукольца $C^+(X)$. Пусть $f, g \in I$. Тогда $f + g \in I$. Снова из соотношений (1) вытекает, что $f \vee g \in I$. Значит, I – выпуклый идеал полукольца $C^\vee(X)$. Лемма доказана.

Известно, что все простые идеалы полукольца $C^+(X)$ являются строгими [8]. Абсолютно аналогично этот факт доказывается для полукольца $C^\vee(X)$. Применяя лемму 1 и учитывая, что определение простого идеала основывается только на операции умножения, можно заключить, что простые идеалы полуколец $C^\vee(X)$ и $C^+(X)$ одинаковы. Точно такой же вывод получается для максимальных идеалов.

В статье [9] говорится об условиях, когда совпадают идеалы полуколец $C^+(X)$ и $C^\vee(X)$. Для такого совпадения достаточно, чтобы пространство X было F -пространством. Тихоновское пространство называется F -пространством, если каждый конечно-порожденный идеал кольца $C^+(X)$ является главным. Существует множество эквивалентных характеристик F -пространства, ряд из которых можно найти в [10, 8]. Будет ли сформулированное условие необходимым для совпадения идеалов, пока не известно. В упомянутой работе необходимое условие дополняется рядом предположений.

Говорят, что идеал I полукольца S выделяется *прямым слагаемым*, если существует такой идеал J этого же полукольца, что любой элемент из S может быть однозначно представлен в виде суммы двух элементов, один из которых лежит в идеале I , а другой – в идеале J . Известно, что идеал I произвольного полукольца с единицей выделяется прямым слагаемым тогда и только тогда, когда I порождается дополняемым идемпотентом [7]. Стандартными рассуждениями можно показать, что любой идемпотент полукольца $C^\vee(X)$ является дополняемым. Поэтому также как в случае полукольца $C^+(X)$ [4], нетрудно убедиться в справедливости следующего утверждения.

Лемма 2. Для любого идеала I полукольца $C^\vee(X)$ эквивалентны следующие условия:

- 1) I выделяется прямым слагаемым;
- 2) I имеет вид $eC^\vee(X)$, где e – идемпотент полукольца $C^\vee(X)$;

3) I имеет вид M_B для открыто-замкнутого множества B .

Здесь под M_B понимается множество $\{f \in C^\vee(X) \mid B \subseteq Z(f)\}$, которое для любого B является идеалом полукольца $C^\vee(X)$. Через $Z(f)$ обозначено нуль-множество функции f , то есть такая часть пространства X , на котором функция принимает нулевые значения.

Если J – идеал полукольца $C^\vee(X)$, то множество вида (являющееся идеалом)

$$\text{Ann } J = \{g \in C^\vee(X) \mid g \cdot f = 0 \ (\forall f \in J)\}$$

называется *аннуляторным идеалом*. В пересечения идеалов J и $\text{Ann } J$ лежит только нулевая функция, так как равенство $g^2 = 0$ влечет, что $g = 0$.

Множество B пространства X называется *канонически замкнутым*, если оно является замыканием какого-то открытого множества в X . При этом, канонически замкнутое множество B будет замыканием своей внутренности, то есть $B = B^\circ$ [1, с. 25].

Лемма 3. Аннуляторные идеалы полукольца $C^\vee(X)$ совпадают с идеалами M_B для канонически замкнутых множеств B .

Эта лемма справедлива также для полукольца $C^+(X)$ и для кольца $C(X)$, при этом доказывается совершенно аналогично [1, с. 88].

Чистые идеалы полуколец $C^\vee(X)$

Идеал I полукольца S называется *чистым* [1, с. 137], если любые два элемента $a, b \in I$ имеют общую левую локальную единицу, то есть выполняется соотношение:

$$\forall a, b \in I \exists e \in I (a = ea, b = eb).$$

Лемма 4. Для любого идеала I полукольца $C^\vee(X)$ равносильны утверждения:

- 1) I – чистый;
- 2) $\forall f \in I \exists e \in I (f = ef)$;
- 3) $\forall f \in I \exists e \in I, e \leq 1 (f = ef)$.

Из утверждения 1) очевидно вытекает 2).

Обоснуем, что из 3) вытекает 1).

Предположим, что верно условие 3). Возьмем две произвольные функции f и g из идеала I . Тогда найдутся две функции e_1 и e_2 из этого же идеала, такие, что $f = e_1 f$, $g = e_2 g$, причем $e_1 \leq 1$, $e_2 \leq 1$. Определим функцию $e = e_1 \vee e_2 \vee e_1 e_2$. Имеем:

$$ef = e_1 f \vee e_2 f \vee e_1 e_2 f = f \vee e_2 f \vee e_1 e_2 f =$$

$$= f(1 \vee e_2) = f1 = f.$$

Аналогично получаем, что $eg = g$.

Чистота идеала I доказана.

Доказательство оставшегося следствия из 2) в 3) полностью дублирует рассуждения соответствующего абзаца при доказательстве предложения 2.1 из работы [5].

Из доказанной леммы вытекает

Лемма 5. Каждый чистый идеал полукольца $C^\vee(X)$ является строгим.

Доказательство этой леммы полностью повторяет доказательство соответствующего предложения для полукольца $C^+(X)$ [5].

Так как мультипликативные полугруппы полуколец $C^+(X)$ и $C^\vee(X)$ одинаковы, а определение чистого идеала опирается только на операцию умножения, то из того, что I является чистым идеалом в $C^\vee(X)$ и идеалом полукольца $C^+(X)$, следует, что I является чистым идеалом полукольца $C^+(X)$. Обратный переход аналогичен. Поэтому из лемм 1 и 5 вытекает, что чистые идеалы полукольца $C^\vee(X)$ – это в точности чистые идеалы полукольца $C^+(X)$.

Для множества B пространства X определим идеалы полукольца $C^\vee(X)$:

$$O^B = \left\{ f \in C^\vee(X) : B \subseteq \left(\overline{Z(f)} \right)_{\beta X} \right\}.$$

Здесь βX означает стоун-чеховскую компактификацию пространства X .

Учитывая строение чистых идеалов полукольца $C^+(X)$ [5], получаем следующий результат.

Теорема 1. Чистые идеалы полукольца $C^\vee(X)$ совпадают с идеалами вида O^B для замкнутых множеств $B \subseteq \beta X$.

Инъективные по Бэру идеалы полуколец $C^\vee(X)$

Основное свойство идеалов данного пункта в общем случае рассматривается для полумодулей. Сформулируем необходимые определения. Пусть даны коммутативная полугруппа $(M, +)$ с нейтральным элементом 0 и полукольцо S . Рассмотрим отображение $M \times S \rightarrow M$, обозначаемое ms , где $m \in M$, $s \in S$, удовлетворяющее следующим свойствам:

- 1) $m(s + t) = ms + mt$,
- 2) $(m + n)s = ms + ns$,
- 3) $m(st) = (ms)t$,
- 4) $m1 = m$,
- 5) $0s = m0 = 0$ для любых $m, n \in M$, $s, t \in S$.

Такую полугруппу называют *правым полумодулем* над полукольцом S или (*S-полумодулем*). Термин «правый» в дальнейшем

будем опускать.

Понятно, что полукольцо S и любой его правый идеал являются S -полумодулями, в которых отображение ms совпадает с полукольцевой операцией умножения. Заметим, что понятие чистого идеала можно рассматривать как частный случай понятия чистого полумодуля [3, с. 43, 56].

Если M и N – S -полумодули, то S -полумодульным гомоморфизмом называется отображение $\varphi: M \rightarrow N$, удовлетворяющее свойствам: $\varphi(m + n) = \varphi(m) + \varphi(n)$ и $\varphi(ms) = \varphi(m)s$ для любых $m, n \in M, s \in S$.

Пусть S – произвольное полукольцо. Тогда S -полумодуль M называется *инъективным по Бэру*, если для любого правого идеала I полукольца S и для произвольного S -полумодульного гомоморфизма $\varphi: I \rightarrow M$, существует S -полумодульный гомоморфизм $\psi: S \rightarrow M$, продолжающий φ . Взяв в качестве S -полумодуля M идеал полукольца S , получаем понятие инъективного по Бэру идеала. Полукольцо S называется *самоинъективным по Бэру*, если оно является инъективным по Бэру S -полумодулем.

Возьмем произвольный инъективный по Бэру идеал полукольца $C^\vee(X)$ и рассмотрим тождественное отображение $\varphi: I \rightarrow I$. Так как оно является $C^\vee(X)$ -полумодульным гомоморфизмом, то существует его продолжение $\psi: C^\vee(X) \rightarrow I$. Обозначим образ единицы через e . Имеем равенства:

$$e^2 = ee = \psi(1)e = \psi(1e) = \psi(e) = \varphi(e) = e \text{ и}$$

$$ef = \psi(1)f = \psi(f) = \varphi(f) = f, \text{ если } f \in I.$$

Получаем, что функция e – идемпотент и $I = eC^\vee(X)$. В силу леммы 2 имеет место

Лемма 6. Любой инъективный по Бэру идеал полукольца $C^\vee(X)$ выделяется в нем прямым слагаемым.

Полукольцо называется *регулярным*, если для любого его элемента a найдется элемент b , такой, что $a = aba$.

Лемма 7. Каждое самоинъективное по Бэру полукольцо $C^\vee(X)$ регулярно и его аннуляторные идеалы выделяются прямыми слагаемыми.

Регулярность указанного в лемме полукольца устанавливается совершенно аналогично регулярности самоинъективного по Бэру полукольца $C^+(X)$ [4]. Отметим, что для тихоновского пространства X регулярность полукольца $C^\vee(X)$, также как полукольца $C^+(X)$ и кольца $C(X)$, равносильна тому, что нуль-множество любой непрерывной функции открыто-замкнуто, а это в свою очередь

равносильно тому, что пространство X является P -пространством, то есть пересечение любого счетного семейства его открытых множеств открыто.

Докажем второе упомянутое в лемме свойство. Пусть $C^\vee(X)$ – самоинъективное по Бэру полукольцо. Возьмем произвольный идеал J и рассмотрим его аннулятор $I = \text{Ann } J$. Обоснуем вначале, что каждый элемент u суммы идеалов I и J имеет однозначное разложение в виде $f \vee g$, где $f \in I, g \in J$. Допустим, что этот же элемент u имеет другой вид $f_1 \vee g_1$, где $f_1 \in I, g_1 \in J$. Умножим равенство $f \vee g = f_1 \vee g_1$ на g_1 , получим функцию $gg_1 = (g_1)^2$, так как произведение элементов из идеалов I и J равно 0. Умножив это же равенство на g , получим $g^2 = g_1g$. Отсюда $(g_1)^2 = g^2$, значит, $g_1 = g$. Аналогично показывается, что $f_1 = f$.

Теперь рассмотрим отображение $\varphi: I \vee J \rightarrow C^\vee(X)$, заданное правилом $\varphi(f \vee g) = f$. Легко видеть, что оно является $C^\vee(X)$ -полумодульным гомоморфизмом. Значит, существует его продолжение $\psi: C^\vee(X) \rightarrow C^\vee(X)$. Обозначим $e = \psi(1)$. Для любых функций $f \in I$ и $g \in J$ имеем:

$$\begin{aligned} f &= \varphi(f \vee g) = \psi(f \vee g) = \psi(1 \cdot (f \vee g)) = \\ &= \psi(1)(f \vee g) = e(f \vee g). \end{aligned}$$

В частности, если $g = 0$, то $f = ef$ для любой функции $f \in I$. Если $f = 0$, то $0 = eg$ для любой функции $g \in J$. Поэтому $e \in \text{Ann } J = I$. Подставим в равенство $f = ef$, справедливое для всех $f \in I$, вместо f функцию e . Получим равенство $e^2 = e$. Таким образом, I имеет вид $eC^\vee(X)$, где e – идемпотент полукольца $C^\vee(X)$. По лемме 2 идеал I выделяется прямым слагаемым. Лемма 7 доказана.

Топологическое пространство X называется *экстремально несвязным*, если замыкание каждого его открытого множества открыто. Пространство X называется *с-пространством*, если пересечение произвольного семейства его открытых множеств, мощность которого не превосходит мощности континуума, открыто.

Из сформулированных лемм вытекает

Теорема 2. Полукольцо $C^\vee(X)$ самоинъективно по Бэру тогда и только тогда, когда X – экстремально несвязное с-пространство.

Рассмотрим схему доказательства этой теоремы. Пусть полукольцо $C^\vee(X)$ самоинъективно по Бэру. Тогда оно регулярно, то есть все нуль-множества открыто-замкнуты. Возьмем произвольное открытое множество A пространства X . По леммам 3 и 7 для

канонически замкнутого множества $\bar{A}$ аннуляторный идеал $M_{\bar{A}}$ выделяется прямым слагаемым, значит, по лемме 1, он имеет вид M_B , где множество B открыто-замкнуто. Известно, что в тихоновском пространстве X равенство идеалов $M_{\bar{A}} = M_B$ для замкнутых множеств $\bar{A}$ и B влечет равенство этих множеств, откуда вытекает, что замыкание открытого множества A также открыто. Тем самым доказана экстремальная несвязность пространства X . Доказательство того, что X является $\mathbf{c}$ -пространством дословно повторяет соответствующее доказательство для кольца $C(X)$ [1, с. 100–103].

Доказательство обратного утверждения также проводится с полной аналогией рассуждений для кольца $C(X)$. Поэтому теорему 1 можно считать доказанной.

Пусть B – открыто-замкнутое множество. Нетрудно проверить, что отображение, которое каждой функции $f \in C^v(X \setminus B)$ ставит в соответствие непрерывную функцию

$$g = \begin{cases} f & \text{на } X \setminus B \\ 0 & \text{на } B, \end{cases} \in M_B,$$

является изоморфизмом полуколец $C^v(X \setminus B)$ и M_B . Единицей полукольца M_B является функция, равна 1 на $X \setminus B$, и равная 0 на X .

Лемма 8. Если B открыто-замкнутое множество, то идеал M_B полукольца $C^v(X)$ инъективен по Бэру тогда и только тогда, когда M_B – самоинъективное по Бэру полукольцо.

Из лемм 2, 6, 8 и теоремы 2 вытекает

Теорема 3. Идеал I полукольца $C^v(X)$ инъективен по Бэру тогда и только тогда, когда I есть идеал M_B , где B – открыто-замкнутое множество в X , а $X \setminus B$ – экстремально несвязное $\mathbf{c}$ -пространство.

Доказательство теоремы. Если идеал I полукольца $C^v(X)$ инъективен по Бэру, то он выделяется прямым слагаемым (лемма 6), значит, I есть идеал M_B , где B – открыто-замкнутое множество в X (лемма 2). Учитывая, что M_B изоморфно $C^v(X \setminus B)$ и по лемме 8 получаем, что $C^v(X \setminus B)$ – самоинъективное по Бэру полукольцо, значит, $X \setminus B$ – экстремально несвязное $\mathbf{c}$ -пространство (теорема 1).

Обратно, пусть идеал I имеет вид M_B , где множество B открыто-замкнуто, а $X \setminus B$ – экстремально несвязное $\mathbf{c}$ -пространство. Значит,

полукольцо M_B самоинъективно по Бэру. Отсюда заключаем, что идеал M_B полукольца $C^v(X)$ инъективен по Бэру. Теорема доказана.

Литература

1. Вечтомов Е. М. Элементы функциональной алгебры: монография: в 2 т. Т. 1 / Е. М. Вечтомов, Е. Н. Лубягина, В. В. Сидоров, Д. В. Чупраков [под ред. Е. М. Вечтомова]. – Киров: ООО «Изд-во Радуга-ПРЕСС», 2016. – 384 с.
2. Вечтомов Е. М. Элементы функциональной алгебры: монография: в 2 т. Т. 2 / Е. М. Вечтомов, Е. Н. Лубягина, В. В. Сидоров, Д. В. Чупраков [под ред. Е. М. Вечтомова]. – Киров: ООО «Изд-во Радуга-ПРЕСС», 2016. – 316 с.
3. Вечтомов Е. М. Полукольца непрерывных функций: монография / Е. М. Вечтомов, В. В. Сидоров, Д. В. Чупраков. – Киров: Изд-во Вятского государственного гуманитарного университета, 2011. – 312 с.
4. Широков Д. В. Инъективность по Бэру для полуколец непрерывных неотрицательных функций // Математический вестник педвузов и университетов Волго-Вятского региона. – 2005. – Вып. 7. – С. 94–104.
5. Широков Д. В. Идеалы полуколец непрерывных неотрицательных функций: чистота и проективность // Вестник Вятского государственного гуманитарного университета. – 2005. – № 12. – С. 201–210.
6. Golan J. S. The theory of semirings with applications in mathematics and theoretical computer science. – Longman scientific and technical. Harlow, 1992.
7. Вечтомов Е. М. Элементы теории полуколец: монография / Е. М. Вечтомов, Е. Н. Лубягина, В. В. Чермных. – Киров: ООО «Изд-во Радуга-ПРЕСС», 2012. – 228 с.
8. Варанкина В. И., Вечтомов Е. М., Семенова И. А. Полукольца непрерывных неотрицательных функций: делимость, идеалы, конгруэнции // Фундаментальная и прикладная математика. – 1998. – Т. 4. № 2. – С. 493–510.
9. Сидоров В. В. Об условиях совпадения идеалов и max -идеалов в полукольце непрерывных функций // Математический вестник педвузов и университетов Волго-Вятского региона. – 2008. – Вып. 10. – С. 89–92.
10. Gilman L., Jerison M. Rings of continuous functions. – N. J.: Springer-Verlag, 1976.

Широков Д. В. Об идеалах полуколец непрерывных неотрицательных функций с тах-сложением. В работе рассмотрены некоторые свойства идеалов полуколец $C^{\vee}(X)$ всех непрерывных неотрицательных функций, определенных на тихоновском пространстве X , с обычной операцией умножения функций и операцией тах-сложения. Сформулирован критерий самоинъективного по Бэру полукольца $C^{\vee}(X)$. Описано строение чистых и инъективных по Бэру идеалов данного полукольца.

Ключевые слова: полукольцо непрерывных неотрицательных функций, тах-сложение, самоинъективное по Бэру полукольцо, чистый идеал, инъективный по Бэру идеал.

Shirokov D.V. On ideals of semirings of continuous non-negative functions with max-addition. In the work we consider some properties of ideals of semirings $C^{\vee}(X)$ of all continuous non-negative functions defined on a Tikhonov space X with the usual operation of multiplication of functions and the operation max-addition. The criterion for the semiring $C^{\vee}(X)$ to be self-injective by Baer is formulated. The structure of ideals of the semiring for cases when they are pure or injective by Baer is described.

Keywords: semiring of continuous nonnegative functions, max-addition, semiring that self-injective by Baire, pure ideal, ideal that injective by Baire.

Статья поступила в редакцию 20.5.2017
Рекомендована к публикации д-ром физ.-мат. наук А.С. Миненко

CONTENT

Andruckin A.I., V.S.Marchenko. Computer research and forecast of quasiperiodic series.....	4
Belkov D.V., Edemskaya E.N. Research of UDP-traffic in the Matlab Wavelet Toolbox.....	27
Bulanov S.G., Ilyuhin A.A. The stability analysis of nonlinear differential equations systems based on linearization and multiplicative transformations of difference schemes.....	35
Vanzha T.V., Orlov J.K. The analysis of economic risks of the mining company by the method of the structured quantitative analysis.....	43
Zviagintseva A.V. The social objects state models construction on the indicative events analysis basis.....	50
Kozhevnikov A.V., Kozhevnikova I.A., Bolobanova N.L. Mathematical modeling of cold rolling process in conditions of nonstationarity and stochasticity of technological parameters.....	58
Minkov O.V., Ruchkin K.A. Development of an algorithm for recognizing complex overlapping geometric objects.....	65
Nitsenko A.V., Shelepov V.Ju., About DTW-algorithm capabilities for speech recognition.....	73
Rumyantsev V.V., Tsvetkova E.V. Computer simulation of process of an extract of a detail of the "body" type from flat workpiece.....	83
Slozhenitsyn A.V., Zemlyansky S.Y. Data analysis for computerized forecasting of the crime level.....	90
Tarabayeva I.V. The mathematical modeling of speed distribution of quick-sand material particles during mixing in limited area.....	97
Fedyaev O.I. Neural network models of a multi-agent system for forecasting students' residual knowledge.....	104
Харитонов А.Ю., Бирюков А.Б., Пересекин А.В., Барков С.П. Математическое моделирование процесса футеровки печи в среде LabVIEW.....	114
Shirokov D.V. On ideals of semirings of continuous non-negative functions with max-addition.....	120
Content.....	126

Научное издание
ИНФОРМАТИКА И КИБЕРНЕТИКА
Научный журнал
(на русском, украинском, английском языках)
№ 2(8)-2017

Ответственный за выпуск А.И. Андрюхин

Технические редакторы Т.В. Завадская, А.В. Звягинцева

Компьютерная верстка Д.А. Филипишин

Подписано к печати 12.06.2017. Формат 60×84 1/8. Бумага офсетная. Печать ризографическая.
Усл. печ. лист. 10. Уч.- изд. лист. 7,1. Тираж 100 экз.

Адрес редакции: ДНР, 83001, г. Донецк, ул. Артема, 58, ГВУЗ «ДонНТУ», 5-й учебный корпус,
к. 425. Тел.: +38 (062) 301-08-51 E-mail: infcyb.donntu@yandex.ru, URL: <http://infcyb.donntu.org>

Издатель Государственное высшее учебное заведение «Донецкий национальный технический
университет» ДНР, 83001, г. Донецк, ул. Артема, 58. Тел.: +38 (062) 301-08-67, +38 (062) 301-
09-67 Свидетельство о государственной регистрации субъекта издательского дела: серия ДК
№2982 от 21.09.2007

Отпечатано ООО фирма «ДРУК-ИНФО» ЛУН, 83001, г. Донецк, ул. Артема, 58, к. 113, тел.: +38
(062) 335-64-55